



UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID

## **TESIS DOCTORAL**

# **Nuevas Metodologías no Invasivas de Diagnosis de Defectos Incipientes en Rodamientos de Bola**

**Autor:**

**Omar José Lara Castro**

**Directores:**

**Juan Carlos García Prada  
Cristina Castejón Sisamón**

**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA MECÁNICA**

**Leganés, mayo de 2007**

## **TESIS DOCTORAL**

### **NUEVAS METODOLOGÍAS NO INVASIVAS DE DIAGNOSIS DE DEFECTOS INCIPIENTES EN RODAMIENTOS DE BOLA**

Autor: Omar José Lara Castro

Directores: Juan Carlos García Prada  
Cristina Castejón Sisamón

Firma del Tribunal Calificador:

Firma

Presidente: (Nombre y apellidos)

Vocal: (Nombre y apellidos)

Vocal: (Nombre y apellidos)

Vocal: (Nombre y apellidos)

Secretario: (Nombre y apellidos)

Calificación:

Leganés, de de

# **DIAGNOSIS DE DEFECTOS INCIPIENTES EN RODAMIENTOS DE BOLA POR MÉTODOS NO INVASIVOS**

## **Resumen**

---

Los rodamientos de bola forman parte del subsistema de apoyo de máquinas rotativas, soportando una gran porción de la carga estática y dinámica del sistema, por lo que la posibilidad de un defecto incipiente en su estructura, es inherente a las tensiones involucradas en la conversión de energía del sistema.

En las últimas décadas se ha incrementado la demanda de la automatización de la diagnosis de defectos en procesos industriales, por su influencia en la economía de la empresa, al reducir costes operacionales y de mantenimiento, y mejorar el nivel de seguridad. De las distintas formas de diagnosticar un defecto mecánico, los métodos no invasivos aportan mediciones de bajo coste y de fácil acceso, a la vez que persiguen la evaluación del estado dinámico de la máquina sin la necesidad de proceder a su desmontaje; debido a tales factores, es de gran importancia su uso y puesta a punto.

La diagnosis de defectos en componentes de máquinas, toma en consideración los datos de vibración mecánica obtenidos, que se conforman por señales complejas de naturaleza estocástica y no estacionaria, dada la no linealidad de la dinámica de máquinas. Esta información suele ser procesada y clasificada con distintas herramientas para diagnosticar el estado del sistema mecánico.

En la presente Tesis Doctoral, se han desarrollado y aplicado diferentes metodologías de diagnosis de defectos incipientes en rodamientos de bola. Para ello, se ha adquirido un conjunto de señales de un banco de ensayos de rodamientos, completando tres tipos de condición defectuosa y una condición normal en rodamientos. Estas señales han sido procesadas mediante una herramienta de procesamiento de datos, denominada Transformada Wavelet que, a pesar de su edad temprana, posee una trayectoria amplia en el análisis de señales vibratorias, siendo capaz de extraer información relevante del fenómeno físico en estudio, en dimensiones reducidas. Adicionalmente, esta información ha sido clasificada por medio de tres tipos de redes neuronales, que han demostrado ser capaces de efectuar un diagnóstico automático de la condición de un sistema, al aprender adecuadamente con un conjunto representativo de muestras, e imitar el proceso de aprendizaje humano.

Los resultados señalan que hay diversos factores que influyen en la precisión del sistema clasificador, como son, la cantidad de datos utilizados, la complejidad de la red neuronal, y diversas consideraciones de diseño que se explican en detalle para cada red en particular. Finalmente, se introduce la aplicación de Sistemas Híbridos de clasificación para la diagnosis de defectos en componentes mecánicos rotativos, consiguiendo índices de éxito nunca antes alcanzados en este campo.

# **BALL BEARING INCIPIENT FAULT DIAGNOSIS BY USING NON-INVASIVE METHODS**

## **Abstract**

---

Ball bearings are part of the rotating machinery anchor subsystem, supporting a considerable portion of the static and dynamic load, and the possibility of incipient faults is inherent due to the stresses involved in the energy conversion of the system.

In the past few decades, there has been an increasing demand for fault diagnosis automation in industrial process, due to its influence in plant economy, by reducing operational and maintenance costs and the improvement of the safety level. Different methods are used to diagnose a mechanical fault, but the non-invasive schemes offer easily accessible and inexpensive measurements to predict the system condition without disintegrating the machine structure. Due to their characteristics, its use and conditioning are very important.

Fault diagnosis in mechanical devices consider the mechanical vibration data obtained, which is conformed of stochastic and non-stationary complex signals due to machine dynamics are not linear. This information should be processed and classified with different tools in order to diagnose the mechanical system condition.

In the present Doctoral Thesis, there have been acquired experimental data sets from a bearing test bench, obtaining three different faulted conditions and a normal operation condition for bearings. These signals have been processed using the Wavelet Transform, which has been becoming important, with a wide trajectory in the vibration signal analysis, capable to extract relevant information about the physical phenomenon studied, with reduced dimensionality. In addition, this information has been classified with three different Neural Networks types, whose have demonstrated capability to diagnose automatically the system condition, by learning properly with a representative set of samples, imitating the human learning process.

The results show that several variables affect the Neural Network precision, as length dataset, net complexity and some design considerations which are detailed for each network in particular. Finally, it has been introduced the application of Classification Hybrid Systems for the mechanical rotating devices fault diagnosis, obtaining success rates never reached in this field.

*Para Omar y Saida, quienes me han  
dado TODO a lo largo de mi vida*

*A mi hijo, que ha sido mi motivación*

## **Agradecimientos**

---

Quiero agradecer a las siguientes personas e instituciones involucradas en la consecución satisfactoria de la presente Tesis Doctoral:

Principalmente, a mis tutores **Juan Carlos** y **Cristina** por su permanente apoyo y confianza, a lo largo de estos 3 años y 3 meses.

Al grupo de investigación MAQLAB y todos sus integrantes, por su grata compañía y respeto.

A las autoridades de la **UNED**, por ceder su banco de ensayos de rodamientos para completar los datos experimentales.

A los profesores **Mo-Yuen Chow** y **Pedro Isasi**, por sus enseñanzas en el área de Inteligencia Artificial.

Al gobierno español, por su apoyo económico a través de los proyectos de investigación:

- **SIDEMAR**: Sistema Integrado de diseño mecatrónico asistido por ordenador orientado a la optimización automática de estructuras de robots de servicio.  
MCYT-DPI2003-08479-C02-01
- **PASIBOT**: Diseño y Control de un robot bípedo usando técnicas de dinámica pasiva.  
MCYT-DPI2006-15443-C02-02

## **Lista de siglas**

---

- ANFIS.-** “Adaptive Network-based Fuzzy Inference System”. Sistema de Inferencia Difusa basado en Redes Adaptativas.
- ANN.-** “Artificial Neural Network”. Red Neuronal Artificial.
- ANSI.-** “American National Standards Institute”. Instituto Nacional de Estándares Americano.
- ART.-** “Adaptative Resonance Theory”. Teoría de la Resonancia Adaptativa.
- BCF.-** “Bearing Characteristic Frequencies”. Frecuencias Características del Rodamiento.
- BPFI.-** “Ball Pass Frequency Inner race”. Frecuencia de Paso de la Bola por la pista Interna.
- BPFO.-** “Ball Pass Frequency Outer race”. Frecuencia de Paso de la Bola por la pista Externa.
- BSF.-** “Ball Spin Frequency”. Es la Frecuencia de paso de algún defecto de de la bola.
- CSD.-** “Cone-Shaped Distribution”. Distribución en forma de Cono.
- CWD.-** “Choi-Williams Distribution”. Distribución Choi-Williams.
- CWT.-** “Continue Wavelet Transform”. Transformada Continua Wavelet.
- CWTP.-** “Continue Wavelet Transform Phase”. Espectro de Fase de Wavelet Continua.
- DWT.-** “Discrete Wavelet Transform”. Transformada Discreta Wavelet.
- EDM.-** “Envelope Detection Method”. Método de Detección de Envolvente.
- FFT.-** “Fast Fourier Transform”. Transformada Rápida de Fourier.
- FLN.-** “Fuzzy Logic Network”. Red de Lógica Borrosa.
- FT.-** “Fourier Transform”. Transformada de Fourier.
- GA.-** “Genetic Algorithms”. Algoritmos Genéticos.
- ISO.-** “International Standards Organization”. Organización Internacional de Estándares.

- MLP.-** “**M**ulti **L**ayer **P**erceptron”. Perceptron Multicapa.
- MRA.-** “**M**ulti **R**esolution **A**nalysis”. Análisis Multiresolución.
- MSE.-** “**M**ean **S**quare **E**rror”. Error Cuadrático Medio.
- PCA.-** “**P**rincipal **C**omponent **A**nalysis”. Análisis de Componentes Principales.
- PNN.-** “**P**robabilistic **N**eural **N**etwork”. Red Neuronal Probabilística.
- PR.-** “**P**attern **R**ecognition”. Reconocimiento de Patrones.
- QMF.-** “**Q**uadrature **M**irror **F**ilters”. Filtros Espejo en Cuadratura.
- RBF.-** “**R**adial **B**asis **F**unction”. Función de base Radial.
- RPM.-** “**R**evolutions **P**er **M**inute”. Revoluciones por minuto.
- SOM.-** “**S**elf **O**rganizing **M**aps”. Mapas Auto Organizados.
- STFT.-** “**S**hort **T**ime **F**ourier **T**ransform”. Transformada Corta de Fourier.
- SVM.-** “**S**upport **V**ector **M**achines”. Máquinas de Vectores Soporte.
- TDL.-** “**T**raining **D**ataset **L**enght”. Número de Datos de Entrenamiento.
- WP.-** “**W**avelet **P**ackets”. Paquetes Wavelet.
- WT.-** “**W**avelet **T**ransform”. Transformada de funciones Wavelet.



## Índice general

---

<b>Resumen</b>	iii
<b>Abstract</b>	iv
<b>Agradecimientos</b>	vi
<b>Lista de siglas</b>	vii
<b>Índice general</b>	ix

### CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

<b>1.1</b> Antecedentes	2
<b>1.2</b> Objetivos	3
1.2.1 Objetivo general	3
1.2.2 Objetivos específicos	4
<b>1.3</b> Organización del documento	4
<b>1.4</b> Aportaciones científicas	5
Referencias	6

### CAPÍTULO 2: ESTADO DEL ARTE

<b>2.1</b> La monitorización de procesos industriales	8
2.1.1 Tendencias actuales en la monitorización de procesos industriales	9
<b>2.2</b> El Procesamiento de señales vibratorias	10
2.2.1 El Análisis de señales	10
<b>2.3</b> El Análisis Wavelet	12
2.3.1 La Transformada Wavelet Continua (CWT)	14
2.3.2 La Transformada Wavelet Discreta (DWT)	15
2.3.3 El Análisis Multiresolución (MRA)	16
2.3.4 Estudios previos en el campo de diagnosis de defectos	20
2.3.5 Resumen del estado del arte	24
<b>2.4</b> Sistemas clasificadores inteligentes	25
2.4.1 Tipos de sistemas clasificadores	25
<b>2.5</b> Redes neuronales artificiales	29
Referencias	35

### CAPÍTULO 3: SISTEMA EXPERIMENTAL

<b>3.1</b> Descripción del banco de ensayos	42
<b>3.2</b> El rodamiento de bolas	43
3.2.1 Defectos en rodamientos	44
<b>3.3</b> Metodología experimental	45
3.3.1 Elección de la frecuencia de muestreo	45
3.3.2 Tamaño de la señal experimental	46
Referencias	49

**CAPÍTULO 4: PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES**

<b>4.1</b>	Acondicionamiento de la señal	51
<b>4.2</b>	Análisis de la señal mediante la DWT-MRA	53
4.2.1	Introducción al proceso de análisis DWT-MRA	53
4.2.2	Bandas de frecuencia	59
4.2.2	Reconstrucción de la señal	59
<b>4.3</b>	Selección de Patrones	60
	Referencias	66

**CAPÍTULO 5: DIAGNOSIS DE LA CONDICIÓN DE RODAMIENTOS MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES (ANN)**

<b>5.1</b>	Redes Perceptron Multicapa (MLP)	68
5.1.1	Arquitectura de redes MLP	68
	<i>Propagación de los patrones de entrada</i>	69
5.1.2	Diseño de redes MLP	70
	<i>Diseño de la Arquitectura de red</i>	70
	<i>Diseño del Entrenamiento de red</i>	72
<b>5.2</b>	Redes de Base Radial (RBF)	90
5.2.1	Arquitectura de redes RBF	90
	<i>Propagación de los patrones de entrada</i>	91
	<i>Carácter local de las redes RBF</i>	92
5.2.2	Diseño de redes RBF	93
	<i>Diseño de la Arquitectura de red</i>	93
	<i>Aprendizaje de la red</i>	94
<b>5.3</b>	Redes Probabilísticas (PNN)	106
5.3.1	Arquitectura de redes PNN	106
5.3.2	Diseño de redes PNN	106
	<i>Diseño de la Arquitectura de red</i>	106
	<i>Aprendizaje de la red</i>	107
	Referencias	114

**CAPÍTULO 6: RESULTADOS EXPERIMENTALES**

<b>6.1</b>	Señales experimentales adquiridas	118
<b>6.2</b>	Procesamiento de las señales adquiridas	120
<b>6.3</b>	Extracción de patrones característicos	123
<b>6.4</b>	Clasificación de Patrones seleccionados con ANN	124
6.4.1	Red Perceptron Multicapa (MLP)	125
	<i>Conclusiones a los resultados de la aplicación de redes MLP</i>	132
6.4.2	Red de Base Radial (RBF)	135
	<i>Conclusiones a los resultados de la aplicación de redes MLP</i>	138
6.4.3	Red Probabilística (PNN)	141
	<i>Conclusiones a los resultados de la aplicación de redes MLP</i>	144
<b>6.5</b>	Sistemas Híbridos de clasificación	147
<b>6.6</b>	Conclusiones a la aplicación de sistemas clasificadores	151
	Referencias	154

**CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES**

<b>7.1</b> Futuros Desarrollos	158
Referencias	159

# **Introducción**

1

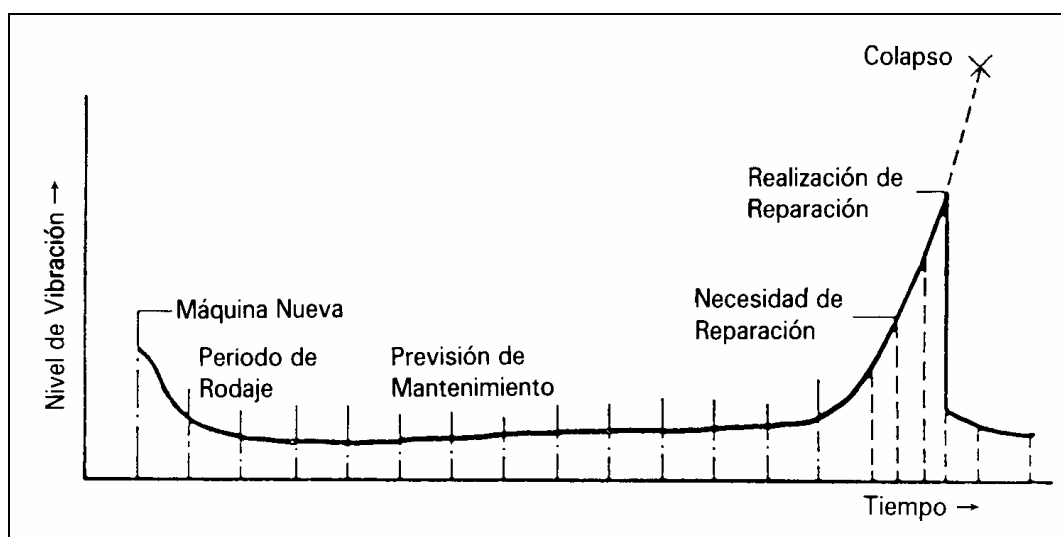
## Capítulo 1. INTRODUCCIÓN

La evaluación del estado dinámico de componentes de máquinas, ha sido uno de los campos más importantes y complejos de la ingeniería mecánica a lo largo de su historia [2]. En la presente Tesis se pretende aportar una serie de nuevas metodologías que ayuden a aumentar el índice de éxito del proceso de diagnóstico de defectos incipientes en rodamientos de bola, siguiendo esquemas modernos de análisis de señales y clasificación inteligente. En el capítulo actual, se describen los antecedentes, objetivos, organización y aportaciones de la presente Tesis Doctoral.

### 1.1 Antecedentes

Las máquinas que forman parte de los procesos industriales más habituales, son sometidas a requerimientos mecánicos intensos, y a pesar de que se fabrican bajo parámetros de diseño exigentes, es común el desarrollo de defectos en sus componentes. Cabe destacar la criticidad de rodamientos en sistemas mecánicos rotativos convencionales, ya que son una de las principales causas de defectos en éstos.

El colapso y deterioro de un sistema mecánico viene seguido de un aumento en la señal de vibración, que suele tomarse como indicadora del estado de la máquina. La curva en forma de “bañera” de la figura 1.1 muestra la evolución típica de las vibraciones durante el ciclo de funcionamiento de una máquina [9].



**Figura 1.1** Evolución de la señal temporal de la vibración de una máquina

Tradicionalmente, el mantenimiento predictivo de máquinas se basa en los síntomas del “nivel de vibración”, identificando las distintas fases en el ciclo de funcionamiento de una máquina y ejecutando la reparación en un tiempo previamente determinado.

Distintos trabajos previos utilizan la caracterización espectral de componentes mecánicos para evaluar su condición [3, 4, 9]. Los procedimientos convencionales de diagnóstico de defectos implican que, ingenieros e investigadores, dediquen una gran cantidad de tiempo y esfuerzo en analizar un sistema específico, para lo cual utilizan su conocimiento y experiencia en identificar las variables adecuadas que deben ser monitorizadas, el nivel admisible de vibración, y luego diseñar esquemas de detección apropiados. El resultado final es un modelo muy compacto de detección de defectos que es incomprensible para otras personas, y que por lo general, se ajusta al sistema específico en estudio y funciona en sistemas de monitorización muy costosos.

En el entorno económico globalizado del mundo actual, es una ventaja competitiva tener un sistema de mantenimiento predictivo fiable y de bajo coste, razón por la cual se ha incrementado en las últimas décadas la demanda de sistemas de detección temprana de defectos en procesos industriales. Las tendencias actuales implican un mayor uso de procesos automáticos y computarizados, que reduzcan la influencia humana tanto como sea posible [1]. Muchos de estos esquemas pueden aplicarse sin necesidad de costosos equipos, gracias a la utilización de microprocesadores. Cualquier sistema de mantenimiento predictivo basado en tecnología actual, que sea más económico que los tradicionales y que pueda proveer mayor precisión y fiabilidad, siempre será de gran importancia para la industria.

La monitorización de los procesos industriales asegura el éxito de las actividades planificadas, reconociendo anomalías en el funcionamiento de manera no invasiva. La información recabada, no sólo permite a los operadores de planta y al personal de mantenimiento estar mejor informados del estado del proceso, sino que también los ayuda a tomar acciones adecuadas para corregir un comportamiento anormal. De tal manera, se obtiene un diagnóstico del estado operativo de la máquina, logrando mejorar el nivel de seguridad y la fiabilidad del sistema, proporcionando una mejora económica considerable al reducir los costes operacionales y de mantenimiento.

En el proceso moderno de diagnóstico de defectos en maquinaria, existen *dos grandes fases* a implementar: la primera consiste en realizar un **procesamiento de la información** disponible, para extraer los rasgos característicos o patrones, atenuando el ruido presente, y la segunda fase consiste en la **clasificación** de esa información a partir de las características obtenidas; estas labores no son directas para cada tipo de señal, ya que, para asumirlas con relativo éxito, se requiere de conocimiento y experiencia en el ámbito del problema. Con el avance de la ciencia y la tecnología, y gracias a la colaboración de distintas disciplinas, han surgido nuevas herramientas para mejorar las técnicas de diagnóstico de defectos en ambas fases y dar un paso adelante en este campo.

## 1.2 Objetivos

En la presente Tesis Doctoral, se pretende alcanzar los siguientes objetivos:

### 1.2.1 Objetivo general

Elaborar distintas metodologías para el diagnóstico de defectos incipientes en rodamientos de bola, basados en técnicas no invasivas, ejecutando el análisis de señales vibratorias con la Transformada Wavelet, y la posterior clasificación de sus patrones característicos con tres tipos de redes neuronales artificiales.

### 1.2.2 Objetivos específicos

- i) Diseño de una metodología experimental representativa al estudio planteado.
- ii) Utilización de la Transformada Wavelet para extraer la información relevante de las señales vibratorias experimentales.
- iii) Diseño, optimización y aplicación de tres tipos de redes neuronales, para labores de clasificación de la condición de rodamientos de bola.
- iv) Desarrollo y aplicación de un Sistema Clasificador Híbrido, como alternativa a los métodos de diagnóstico de defectos basados en redes neuronales sencillas.

## 1.3 Organización del documento

La estructura de la presente Tesis Doctoral está compuesta por 7 capítulos. En el capítulo 2 se desarrolla el estado del arte sobre el proceso de diagnóstico de defectos en máquinas. En este sentido, se efectúa una reseña del proceso de monitorización de procesos industriales y de las tendencias actuales de diagnóstico de defectos en máquinas en el campo del mantenimiento predictivo. Igualmente, se describen las técnicas más populares de análisis de señal, como extractores de rasgos característicos, y los sistemas clasificadores más utilizados en este campo, haciendo énfasis en las Redes Neuronales Artificiales (ANN).

En el capítulo 3 se detalla el proceso de recopilación de señales vibratorias en una bancada de ensayos de rodamientos, y la metodología experimental utilizada para la realización y clasificación de los ensayos.

En el capítulo 4 se presentan las diferentes etapas de procesamiento de señales experimentales, que persiguen la extracción de rasgos característicos o “patrones” de las señales vibratorias, mediante la utilización de la Transformada Wavelet como herramienta de análisis de señales.

En el capítulo 5 se desarrolla la aplicación de sistemas clasificadores para la diagnóstico de la condición del rodamiento. Comprende el diseño y optimización de la arquitectura y entrenamiento de tres tipos distintos de redes neuronales, a través de los datos generados en el capítulo 4.

En el capítulo 6 se presentan los resultados experimentales obtenidos, que comprenden: (i) La adquisición de señales representativas de diferentes condiciones de rodamientos de bola en la bancada de ensayos utilizada y detallada en el capítulo 3. (ii) La aplicación del análisis multiresolución para conseguir la descomposición Wavelet de las señales mencionadas en el ítem (i). (iii) La selección de rasgos característicos o patrones, de la información obtenida en (ii). (iv) La aplicación de redes neuronales de tipo Perceptron Multicapa (MLP), Base Radial (RBF), y Probabilísticas (PNN), para la diagnóstico de la condición de los rodamientos de bola, utilizando como datos de entrada los patrones obtenidos en (iii). (v) La creación de un sistema híbrido de clasificación, que utiliza los resultados obtenidos por cada red individual, para obtener un diagnóstico final. Cabe destacar que estos resultados han sido presentados en congresos internacionales [5, 6, 7], y publicados en revistas internacionales [8].

En el capítulo 7 se presentan las conclusiones y las futuras líneas de investigación que deja abiertas la presente Tesis Doctoral.

## **1.4 Aportaciones científicas**

El aporte científico de esta Tesis Doctoral radica en seis puntos fundamentales:

1.- La utilización de coeficientes Wavelet como patrones característicos directos del estado de un rodamiento de bolas. Estos son derivados de la descomposición en bandas de frecuencia que realiza la Transformada Discreta Wavelet.

2.- La optimización de Redes Neuronales como sistemas clasificadores, tanto en arquitectura como en parámetros de entrenamiento, evaluando las mismas con distintos parámetros implicados en el proceso.

3.- La comparación del comportamiento de distintos tipos de Redes Neuronales, con la finalidad de recoger características propias de cada una de ellas y establecer criterios adecuados de clasificación.

4.- La introducción de un nuevo sistema de clasificación basado en Sistemas Clasificadores Híbridos, que aprovecha las ventajas de los sistemas diseñados de manera individual, para dotar de robustez el proceso de clasificación.

5.- La mejora de índices de éxito del proceso de diagnosis de defectos en rodamientos de bola, destacando que para la presente Tesis Doctoral, se trabaja con defectos incipientes.



## Referencias

---

- [1] CHOW, M. “Methodologies of using neural networks and fuzzy logic technologies for motor incipient fault detection”. World Scientific. ISBN 9810232659. Singapore, 1997.
- [2] FARIAS, G. SANTOS, M., MARRON, F. “Determinación de Parámetros de la Transformada Wavelet para la Clasificación de señales del diagnóstico Scattering Thomson”. XXV Jornadas de Automática, (*Ciudad Real, 8-10 de Septiembre de 2004*), Universidad de Castilla-La Mancha. 2004.
- [3] GARCÍA-PRADA, J. “Análisis de Armónicos según órdenes de rotación en Sistemas Mecánicos”. *Tesis Doctoral*. Universidad Nacional de Educación a Distancia, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, 1991.
- [4] GÓMEZ, E. “Diagnosis de Elementos Mecánicos en rotación mediante Análisis Espectral”. *Tesis Doctoral*. Universidad Nacional de Educación a Distancia, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, 1991.
- [5] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C., LANIADO, E., RUBIO, H. “Bearing Fault Diagnosis Classification Based on Artificial Intelligence Methods Using Wavelet Transform” *Proceedings 7th IFToMM-Conference on Rotor Dynamics* . Vienna, Austria, Sep. 2006. **ISBN 3-200-00689-7**.
- [6] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C. “Bearing Fault Diagnosis based on Neural Network classification and Wavelet Transform” *Proceedings of 6th WSEAS International Conference on Wavelet Analysis and Multirate Systems (WAMUS 2006)*. Bucarest, Romania. Oct. 2006.
- [7] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C. “Incipient bearing fault diagnosis using DWT for feature extraction” *Proceedings of 12th IFToMM World Congress*. Besançon, France. Jun. 2007.
- [8] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C. “Bearing Fault Diagnosis based on Neural Network classification and Wavelet Transform” *WSEAS Transactions on Signal Processing*. 2006, vol. 2, p. 1371-1378. **ISSN 1790-5022**.
- [9] RUBIO, H. “Caracterización de defectos localizados en sistemas mecánicos rotativos mediante análisis de vibraciones”. *Tesis Doctoral*. Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Ingeniería Mecánica, 2003.

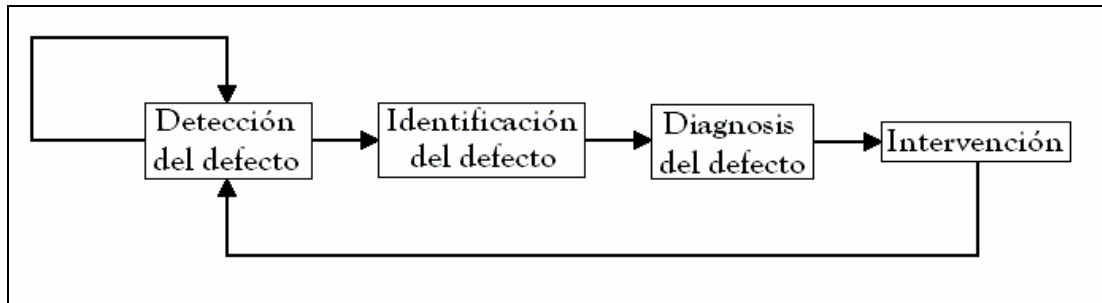


## Capítulo 2. ESTADO DEL ARTE

La diagnosis de defectos puede realizarse como parte de la monitorización del estado de un sistema, y comprende la aplicación de diversas técnicas que permiten determinar la condición de un sistema en un momento dado. A lo largo de la historia, las contribuciones han sido muy diversas en este campo. En el pasado mas reciente, a través de la caracterización espectral de componentes [25, 64], y en la actualidad, la tendencia es automatizar la mayor parte del proceso de monitorización, e implicar mucho menos el factor humano [13, 66, 32].

### 2.1 La monitorización de procesos industriales

Existen cuatro procedimientos asociados con la monitorización de procesos tradicional: **Detección** del defecto, **Identificación** del defecto, **Diagnosis** del defecto e **Intervención** [62]. La **Detección** consiste en determinar si ha ocurrido un defecto en el sistema. Posteriormente, se **Identifican** las variables más relevantes para diagnosticar el defecto. La **Diagnosis** consiste en determinar qué tipo de defecto ha ocurrido, y para el caso de rodamientos, se ha realizado tradicionalmente a través de la visualización de frecuencias características del rodamiento (BCF), que dependen de la velocidad de rotación, geometría del rodamiento, y localización del defecto. Por último, la **Intervención** se basa en corregir el efecto del defecto, y es el procedimiento que cierra el lazo de monitorización de procesos de la figura 2.1.



**Figura 2.1** Esquema tradicional del lazo de monitorización de procesos

El procesamiento de las medidas provenientes de la monitorización de procesos, se clasifica y asocia con uno o más de los siguientes tres enfoques [10]:

#### 1.- Administradores de datos (Data-driven)

Las medidas de los **administradores de datos**, derivan directamente de los datos de proceso. Se aplican particularmente en sistemas de gran escala que manejan una cantidad excepcionalmente grande de información. La fortaleza de estos sistemas radica en su habilidad para reducir datos de múltiples dimensiones en otros de poca dimensión, en los cuales se obtiene la información necesaria. Sus principales desventajas son su dependencia a la cantidad de datos de proceso, y su elevado costo.

## 2.- Analítico

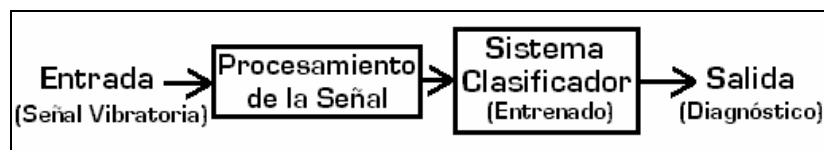
A diferencia del enfoque anterior, el enfoque **analítico** utiliza modelos matemáticos que, por lo general, están contruidos bajo principios elementales. Los modelos personalizados para sistemas de gran escala suelen ser costosos y muy difíciles de obtener, aunque tienen la ventaja de que pueden incorporar un entendimiento físico del proceso, al involucrar distintas variables del mismo.

### 3.- Basados en el conocimiento (*Knowledge-based*).

Finalmente, el enfoque **basado en el conocimiento** utiliza modelos cualitativos para desarrollar medidas de monitorización de procesos. Es especialmente adecuado en aquellos sistemas en los cuales no se dispone de un modelo matemático detallado, como en el estudio que desarrolla la presente Tesis Doctoral. Las medidas de este enfoque están basadas en análisis causal, sistemas expertos y/o reconocimiento de patrones.

#### 2.1.1 Tendencias actuales en la monitorización de procesos industriales

Las necesidades actuales de la industria, marcan una tendencia que implica la monitorización en tiempo real del funcionamiento del sistema, combinando técnicas de procesamiento de señales y sistemas clasificadores [14], como muestra la figura 2.2.

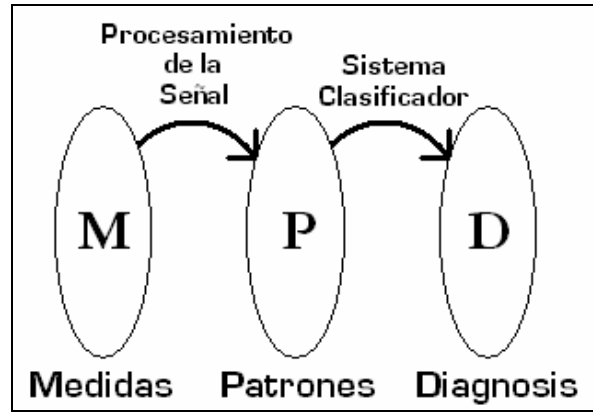


**Figura 2.2** Esquema de la tendencia actual en la monitorización de procesos

La presente Tesis Doctoral, propone varias metodologías que realizan el proceso de diagnosis de manera directa, sin pasar por las fases de detección ni identificación que muestra la figura 2.1, y que se ajustan a la tendencia actual reflejada en la figura 2.2. En este sentido, las señales vibratorias representan la entrada al sistema de monitorización, que inmediatamente pasan a ser procesadas, buscando extraer información relevante del estado de los componentes en estudio. Posteriormente, un sistema clasificador previamente entrenado, es el encargado de proporcionar el diagnóstico de la condición del sistema, lo que disminuye la afectación del factor humano durante el proceso.

Este método persigue evaluar el estado dinámico del sistema de manera permanente, para ofrecer un diagnóstico continuado de su condición, lo cual ofrece la ventaja de detectar un cambio en las condiciones de los componentes, es decir, la evolución de un estado “sin defecto” a otro “con defecto”, con suficiente antelación.

El esquema presentado en la figura 2.2 puede observarse desde el punto de vista de la Transformación del Espacio que produce cada uno de los procesos, que se ilustra en la figura 2.3. El primer espacio transformado es el espacio de las medidas, el cual se convierte en una serie de patrones o rasgos característicos de la señal en estudio; posteriormente el Sistema Clasificador procesa tales patrones y los Transforma desde su espacio actual al espacio de Diagnóstico.



**Figura 2.3** Esquema de la transformación de dominios en la monitorización de procesos

## 2.2 El Procesamiento de señales vibratorias

Cuando un elemento mecánico desarrolla un defecto, la variación de la señal que proporciona (por ejemplo, cambios en la aceleración, presión, características de tensión, entre otras), varía de acuerdo al daño del componente y a su localización con respecto a la zona de carga del sistema [42]. Esta información resulta muy útil a la hora de evaluar el estado dinámico del sistema. En lo que respecta al ámbito de la presente Tesis Doctoral, se considera que el procesamiento de la señal incluye: el acondicionamiento de la señal, el análisis de la señal, y la selección de patrones, que se desarrollan en el capítulo 4. Los métodos más relevantes de análisis de señales vibratorias, se mencionan a continuación:

### 2.2.1 El análisis de señales

El análisis de señales de vibración es una de las técnicas más importantes, utilizadas como parte de la monitorización de procesos industriales y diagnóstico de defectos. Su base es extraer la información de las señales en cuestión, sacando a la luz ciertas características dominantes que faciliten el proceso de diagnóstico de defectos. En la presente Tesis Doctoral, se presentan algunas de las formulaciones recientes más relevantes, basadas en el conocimiento “Knowledge-based”.

A principios del siglo XIX, Joseph Fourier formuló su teoría de análisis de frecuencia, ahora conocida como Síntesis de Fourier [28], y considerada la base del análisis moderno de señales. Fourier introdujo el concepto de que una función arbitraria  $f(x)$ , puede ser representada mediante una expresión analítica simple, al superponer funciones base ortonormales (seno y coseno), como muestra la ecuación (2.1), que logra trasladar una señal del dominio temporal a un dominio en frecuencia. El análisis de la señal en frecuencia, para un período ( $P$ ), viene dado por los coeficientes ( $n$ ) de estas bases ortonormales, los cuales representan la contribución de los componentes seno y coseno de la señal en todo el rango de frecuencias.

$$f(x) = \frac{a_0}{2} \sum_{n=1}^{\infty} \left\{ \left( a_n \cos\left(\frac{n\pi x}{P}\right) + b_n \sin\left(\frac{n\pi x}{P}\right) \right) \right\} \quad (2.1)$$

Donde los coeficientes de Fourier se calculan a través de las ecuaciones (2.2) y (2.3), como se presenta a continuación:

$$a_n = \frac{1}{P} \int_{x_0}^{x_0+2P} f(x) \cos\left(\frac{n\pi x}{P}\right) dx \quad (2.2)$$

$$b_n = \frac{1}{P} \int_{x_0}^{x_0+2P} f(x) \text{sen}\left(\frac{n\pi x}{P}\right) dx \quad (2.3)$$

En el año 1965, se gesta el desarrollo de una implementación computacional para la Transformada de Fourier [16], denominada Transformada Rápida de Fourier (FFT), que permitió la primera aplicación del análisis espectral en tiempo real [15]. La FFT mejoró la eficiencia computacional de la Transformada de Fourier de una señal discreta, y se ha utilizado tradicionalmente en el diagnóstico de defectos en rodamientos, con la identificación de BCF. Estas frecuencias son halladas con la aplicación de la FFT y ocasionalmente se apoyan en métodos como el de detección de Envolvente (EDM), que se fundamenta en la Transformada de Hilbert [73]. En [64], Rubio presenta un estudio en el cual se utiliza la FFT como indicador de defectos en cajas de engranajes y en rodamientos de bola. En cambio, Li et al. utilizaron la FFT como extractor de rasgos característicos de señales vibratorias, que son utilizados posteriormente para entrenar una red neuronal artificial [42].

A pesar de su fácil implementación práctica, existen muchas desventajas asociadas a la técnica de la FFT. La primera de ellas, es que no proporciona ninguna información acerca del dominio del tiempo de la señal, omitiendo detalles valiosos del fenómeno físico en estudio. Esto genera un gran problema a la hora de evaluar señales de naturaleza no estacionaria, donde es particularmente beneficioso obtener una correlación entre el dominio de la frecuencia y del tiempo.

Adicionalmente, los impulsos vibratorios que genera un defecto incipiente en un rodamiento son difícilmente detectables con este esquema, al menos hasta que el defecto logre afectar en alto grado al sistema, debido a que la FFT es incapaz de representar funciones no periódicas de manera precisa, como las señales que poseen impulsos transitorios.

Para resolver las limitaciones de la FFT, en los últimos años se han desarrollado otras técnicas suplementarias para el análisis de señales no estacionarias, entre ellas, la Transformada Corta de Fourier (STFT) [40], y la Distribución Wigner-Ville (WVD) [74]. Estos métodos realizan la transformación de una señal unidimensional, a una función de dos dimensiones de tiempo y frecuencia, a través de la multiplicación de la señal a analizar por una función ventana. Sin embargo, cada uno de estos métodos de análisis tiempo-frecuencia presenta diversos problemas.

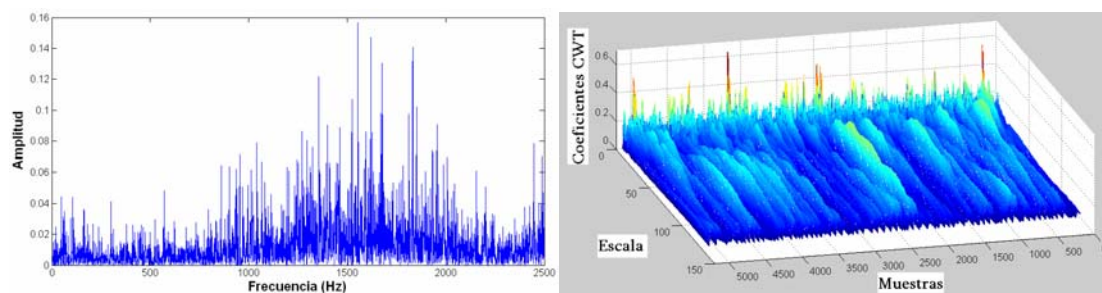
La principal desventaja de la STFT es que posee una resolución limitada para el dominio del tiempo y de la frecuencia, ya que se utiliza el mismo ancho de ventana durante el análisis de la señal entera. Esto origina que la resolución sea constante, y significa que, si se desea obtener un resultado con una buena resolución en frecuencia utilizando ventanas amplias (para el análisis de señales con componentes de baja frecuencia), la técnica no sería capaz de conseguir una buena resolución en el tiempo

(ventanas estrechas), lo cual es importante para análisis de señales con componentes de alta frecuencia. Por este motivo, la STFT es adecuada para el análisis de señales cuasi-estacionarias (estacionarias a la escala de la ventana), que no representan precisamente el comportamiento de señales reales. Otra desventaja es que no existen bases ortogonales para la STFT, de modo que resulta complicado encontrar un algoritmo rápido y efectivo para calcularla.

La WVD es una combinación de la Transformada Rápida de Fourier (FFT) y el método de correlación, que proporciona una distribución de la energía de la señal en dominio del tiempo y de la frecuencia. Su problema radica en que generalmente produce solapes en el espectro, y errores en los cálculos de energía, especialmente para valores negativos. Por lo tanto, la WVD es difícil de interpretar en ciertas ocasiones.

Con la finalidad de resolver tales inconvenientes, se han propuesto nuevos métodos, como la distribución Choi-Williams (CWD) y la distribución Cone-Shaped (CSD), entre otras [28]. Sin excepción, al eliminar alguna desventaja de anteriores formulaciones, se produce la pérdida de otras facultades. Por ejemplo, la reducción de algunos términos que producen la interferencia en la WVD, ocasiona la pérdida de concentración de información en el plano tiempo-frecuencia [23].

El Análisis Wavelet es el siguiente paso lógico en la evolución del procesamiento de señales. Ofrece una nueva técnica adecuada tanto para análisis de señales estacionarias, como no-estacionarias. Esto es debido a que proporciona un análisis de resolución múltiple (en el tiempo y frecuencia), a diferentes escalas y resoluciones, siendo especialmente útil para la diagnosis de defectos. Una comparación del uso de la STFT, WVD y el Análisis Wavelet se halla en [24]. En la figura 2.4(a) se ilustra la FFT de una señal, mientras que en la figura 2.4(b), se representa la misma señal procesada con una de las variantes del Análisis Wavelet, la Transformada Continua Wavelet (CWT). Es posible visualizar que la CWT ofrece una cantidad de información superior a la FFT, en tres dimensiones. A continuación, se realiza una reseña del Análisis Wavelet y sus diferentes variantes:



**Figura 2.4** Procesamiento de señal vibratoria (a) FFT. (b) CWT

## 2.3 El análisis Wavelet

En el año 1909 se hizo la primera mención de la palabra Wavelet, en la Tesis del científico húngaro Alfred Haar, y cuyos resultados más relevantes publicó en [30]. Desafortunadamente, la Wavelet de Haar no es diferenciable, lo cual limita su aplicabilidad. Casi dos décadas más tarde, muchos grupos de trabajo independientes

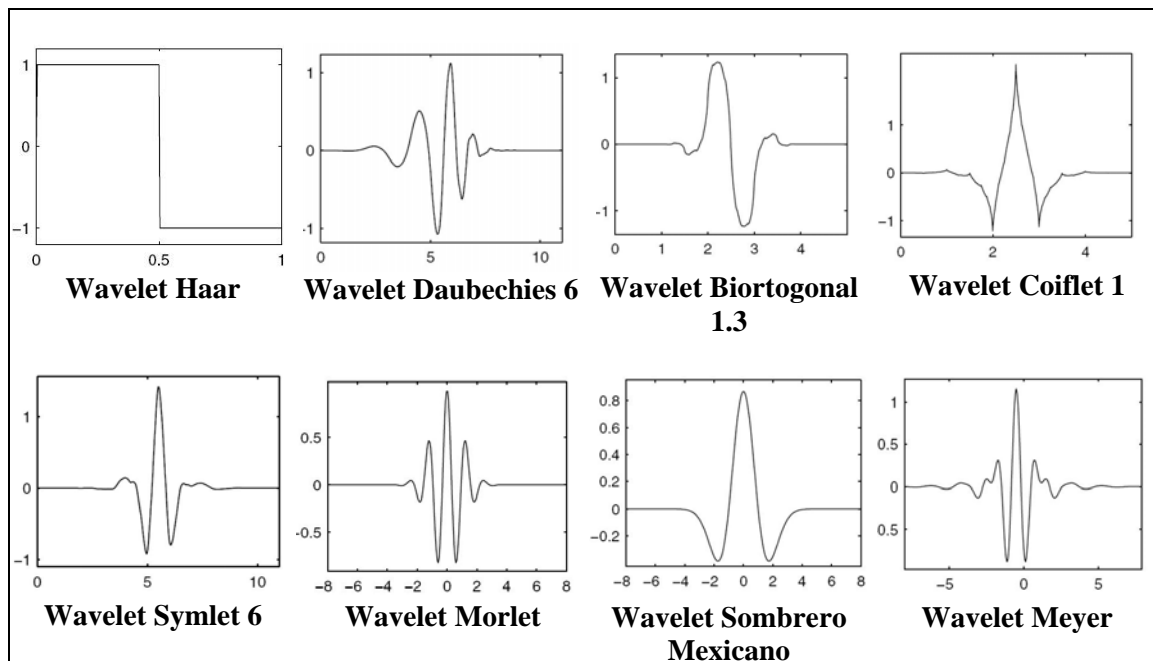
investigaron la representación de funciones por métodos que varían en escala, a través del desarrollo del concepto de funciones base, de esta forma surgió el enfoque moderno de las Wavelets.

Como se explicó anteriormente, la Transformada de Fourier traslada una señal del dominio temporal a un dominio en frecuencia, utilizando senos y cosenos como funciones base. En cambio, la Transformada Wavelet traslada una señal del dominio espacial al dominio en escala mediante el uso de un grupo infinito de funciones base con energía finita, llamadas Wavelets. El término “*Wavelet*” es un diminutivo de la palabra “*Wave*” (onda, en el idioma inglés), por lo que significaría “onda pequeña”. Esto se refiere principalmente a que la misma es de naturaleza oscilatoria, y de longitud finita (“soporte compacto”).

Las *Wavelets* son familias de funciones que se encuentran definidas en el espacio y se emplean como funciones de análisis, examinando la señal de interés en el plano tiempo-frecuencia para obtener sus características periódicas y no periódicas. Una familia de Wavelets está definida por la ecuación (2.4):

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{R} \quad a > 0 \quad (2.4)$$

Cada uno de los componentes de la familia se genera a partir de la Wavelet Madre  $\psi(t)$ , a través de las variables de *escala* ( $a$ ), que permite hacer dilataciones y contracciones de la señal, y la *traslación* ( $b$ ), que se encarga de mover la señal en el tiempo. Las principales familias de Wavelets son Daubechies, Biortogonales, Coiflets, Symlets, Morlet, Sombrero Mexicano y Meyer [56]. Todas ellas tienen una ecuación específica que las representa, y que las hace diferenciarse en su forma, como muestra la figura 2.5. La Wavelet Haar pertenece a la familia Daubechies.



**Figura 2.5** Familias de Wavelet más utilizadas



### 2.3.1 La Transformada Wavelet Continua (CWT)

A mediados de la década de los setenta y principios de la década de los ochenta, Morlet et al. [51, 52, 53] introducen la CWT en la comunidad geofísica internacional, como una técnica alternativa a la STFT, para superar el problema de resolución causado por el solapamiento de datos. La CWT se realiza de manera similar al análisis STFT, ya que la señal es multiplicada por una función, en este caso denominada “Wavelet”, análoga a la función ventana de la STFT, y la transformada se calcula separadamente para distintos segmentos de la señal en el dominio del tiempo. La señal transformada ( $CWT_t$ ) se calcula según la ecuación. (2.5).

$$CWT_t(a, b; \psi) = a^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (2.5)$$

En donde  $f(t)$  es la señal a la cual se aplica la transformada,  $\psi_{a,b}^*(t)$  es el conjugado complejo de la función Wavelet  $\psi_{a,b}(t)$  y la señal transformada  $CWT_t$ , es una función de dos variables,  $a$  y  $b$ , parámetros de escala y traslación respectivamente, que irán cambiando de valor a lo largo del proceso de análisis, y cuyo fundamento se explica a continuación:

**Escala ( $a$ ):** La escala en el análisis Wavelet es análoga a la escala de los mapas geográficos. Las altas escalas corresponden a una visión global no detallada de la señal, y las bajas escalas corresponden a una visión detallada. De igual manera, en términos de frecuencia, las bajas frecuencias (altas escalas) corresponden a una información global que comúnmente abarca toda la señal, mientras que las altas frecuencias (escalas bajas) corresponden a una información detallada de una característica oculta en la señal, que se produce en un tiempo relativamente pequeño. De esta manera, el escalado como operación matemática produce una dilatación o compresión de la señal; los valores altos de escala corresponderán a señales dilatadas y las escalas pequeñas corresponden a señales comprimidas. Una representación esquemática del Análisis Wavelet se ilustra en la figura 2.6. La relación entre escala y frecuencia es:

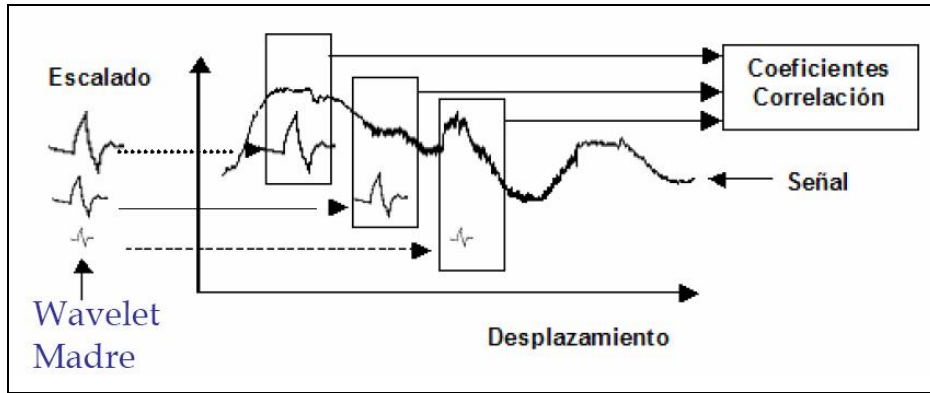
$$F_a = \frac{F_c}{a \cdot \Delta} \quad (2.6)$$

Donde:

- $a$  Es la escala.
- $\Delta$  Es la frecuencia de muestreo (Hz.)
- $F_c$  Es la frecuencia central de la wavelet (Hz.)
- $F_a$  Es la pseudo-frecuencia correspondiente a la escala  $a$  (Hz.)

**Traslación ( $b$ ):** El término traslación se relaciona con la localización de la ventana a medida que ésta se desplaza a lo largo de la señal. Obviamente, este término corresponde a la información del tiempo en el dominio transformado.

La traslación se realiza sobre el dominio del tiempo, mientras que el escalado se realiza conforme a la dilatación y compresión de ventanas, obteniendo coeficientes de correlación.



**Figura 2.6** Esquema de la aplicación de la Transformada Wavelet

Para el caso de la CWT, la señal  $f(t)$  puede ser reconstruida aplicando la ecuación (2.7), que representa la Transformada Inversa de la Wavelet Continua, bajo ciertos criterios de admisibilidad dados por la ecuación (2.8).

$$f(t) = \frac{1}{K^2} \iint CWT(a, b) \frac{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)}{a^2} \cdot da \cdot db \quad (2.7)$$

Donde  $K$  es una constante determinada por el tipo de Wavelet que se ha utilizado en la transformación, la cual se conoce como constante de admisibilidad y se define como:

$$K = \sqrt{2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|H(w)|^2}{|w|} dw} < \infty \quad (2.8)$$

Siendo  $H(w)$  la transformada de Fourier de  $\psi(t)$ .

El cálculo de la CWT constituye un proceso numérico bastante complejo, y resulta evidente que no puede realizarse fácilmente de manera práctica, debido a que implica la resolución de ecuaciones analíticas complejas. Para evitar este cálculo, Croiser et al. [17] dieron los primeros pasos con una técnica distinta, más interesante a nivel práctico, denominada Transformada Discreta Wavelet (DWT).

### 2.3.2 La Transformada Wavelet Discreta (DWT)

La DWT se basa en la discretización de los parámetros de escala y de tiempo de la CWT, lo que facilita la implementación práctica del Análisis Wavelet, al mejorar considerablemente el tiempo de procesamiento de datos, sin descuidar la calidad de la información que proporciona.

La función Wavelet Continua  $\Psi_{a,b}(t)$  de la ecuación (2.4), se transforma en la función Wavelet Discreta  $\Psi_{j,k}(n)$ , como muestra la ecuación (2.9):

$$\psi_{j,k}(n) = a^{-\frac{j}{2}} \cdot \psi(a^{-j}n - kb) \quad (2.9)$$

Los parámetros  $a$  y  $b$  se definen generalmente según la escala diádica, tal como indica la ecuación (2.10), donde  $j$  representa el nivel de descomposición y  $k$  es el factor de traslación.

$$a = 2^j; b = k2^j \quad a > 0; b > 1 \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (2.10)$$

De esta manera, sea la señal a analizar  $f(n)$  una función discreta, la Transformada Wavelet Discreta de esta señal viene dada por la ecuación (2.11):

$$DWT_n(j, k) = a^{-\frac{1}{2}} \int f(n) \psi(a^{-j}n - kb) dn \quad (2.11)$$

Para reconstruir la señal  $f(n)$  a partir de los coeficientes de la señal transformada  $DWT_n$ , debe existir la condición de estabilidad planteada por la ecuación (2.12).

$$A \|f(n)\|^2 \leq \frac{2}{A+B} \sum_j \sum_k |DWT_n|^2 \leq B \|f(n)\|^2 \quad A > 0; B < \infty \quad (2.12)$$

Entonces, la fórmula de reconstrucción está dada por la ecuación (2.13):

$$f(n) \approx \frac{2}{A+B} \sum_j \sum_k DWT_n \psi_{j,k}(n) \quad (2.13)$$

Cuanto más cercanos sean los valores de  $A$  y  $B$ , la reconstrucción de la señal es más precisa. En el caso de  $A=B=1$ , entonces la familia de Wavelets es ortonormal.

En la presente Tesis Doctoral se busca proponer nuevas metodologías de diagnosis de defectos en rodamientos de bola, a partir de señales discretas, las cuales pueden ser analizadas a través de la DWT. Una de las últimas variantes de la DWT, es el Análisis Multiresolución (MRA), que utiliza filtros digitales recursivos para optimizar el proceso de cálculo, generando información por bandas de frecuencia.

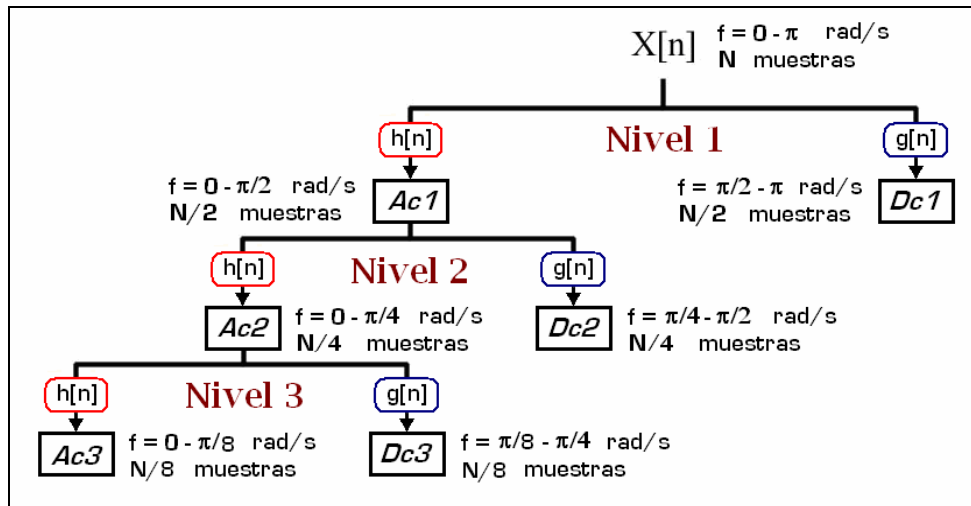
### 2.3.3 El Análisis Multiresolución (MRA)

La transición de la DWT primitiva al MRA, comienza a finales de la década de los ochenta, cuando el Ingeniero francés Stephane Mallat [48] dió un nuevo impulso a las Wavelets con su trabajo acerca de procesamiento digital de señales, en el cual descubrió algunas relaciones entre Filtros Espejo en Cuadratura (QMF), algoritmos piramidales, y bases ortonormales de funciones Wavelet. Enseguida, Daubechies [18, 19] utilizó el trabajo de Mallat para construir un grupo de funciones base ortonormales, diferenciables y con soporte compacto. Es a partir de entonces, cuando las Wavelets se

han popularizado en el campo de la Ingeniería, siendo ampliamente utilizadas por científicos e Ingenieros de diversas especialidades.

El MRA procesa una señal discreta  $X[n]$ , a diferentes bandas de frecuencia y con diferentes resoluciones, al descomponer la señal en una información de aproximación y otra de detalle con filtros recursivos (Descomposición Wavelet). Este proceso se ilustra en la figura 2.7.

El primer paso de la Descomposición Wavelet de una señal discreta  $X[n]$  con un ancho de banda de  $0-\pi$  rad/s y  $N$  número de muestras, consiste en la aplicación de dos filtros de media banda, el primero de paso alto con respuesta de impulso  $g[n]$ , y el segundo de paso bajo con respuesta de impulso  $h[n]$ . Tras del proceso de filtrado, se obtiene el mismo número de muestras de  $X[n]$  en las dos señales resultantes, aunque con la mitad de banda de frecuencia. Aplicando la regla de Nyquist [57, 68], se justifica eliminar la mitad de las muestras sin pérdida de información relevante, tomando una de cada dos muestras consecutivas. Este procedimiento constituye el primer nivel de descomposición (nivel 1), y se puede expresar matemáticamente para todas las descomposiciones, en las ecuaciones (2.14) y (2.15) que se muestran a continuación:



**Figura 2.7** Esquema del MRA que genera la Descomposición Wavelet

$$Dc[k] = y_{alto}[k] = \sum_n X[n] g[2k - n] \quad (2.14)$$

$$Ac[k] = y_{bajo}[k] = \sum_n X[n] h[2k - n] \quad (2.15)$$

Donde  $y_{alto}$  ó  $D_c$  representa la salida del filtro de paso alto ( $g$ ), que son los denominados coeficientes de detalle, e  $y_{bajo}$  ó  $A_c$  representa la salida del filtro de paso bajo ( $h$ ), denominada coeficientes de aproximación. El término  $k$  representa el nivel de descomposición y  $2k$  determina el submuestreo por un factor de dos. Ambas salidas conforman los Coeficientes de la Descomposición Wavelet, para el nivel de análisis correspondiente.

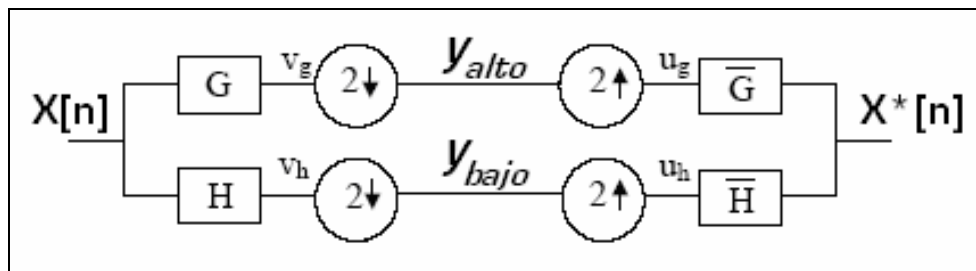
Para alcanzar niveles superiores de descomposición, se repite el procedimiento de filtrado y submuestreo para la señal de salida del filtro de paso bajo (el nivel de aproximación). En general, como muestra la figura 2.7, para cada nivel superior, corresponde la mitad del número de muestras anterior.

Todo este proceso puede hacerse reversible mediante la siguiente síntesis, representada en la ecuación (2.16).

$$X[n] = \sum_{k=1}^{\infty} D_c[k] g(2k - n) + A_c[k] h(2k - n) \quad (2.16)$$

La ecuación (2.16) implica la suma de los coeficientes de detalle de la descomposición (a todos los niveles), multiplicados por el filtro de paso alto  $g[n]$ , y los coeficientes de aproximación del último nivel de descomposición multiplicados por el filtro de paso bajo  $h[n]$ .

Como ya es sabido, el análisis y síntesis de la Descomposición Wavelet se realiza por medio de filtros. Este proceso, puede representarse a través del diagrama mostrado en la figura 2.8.



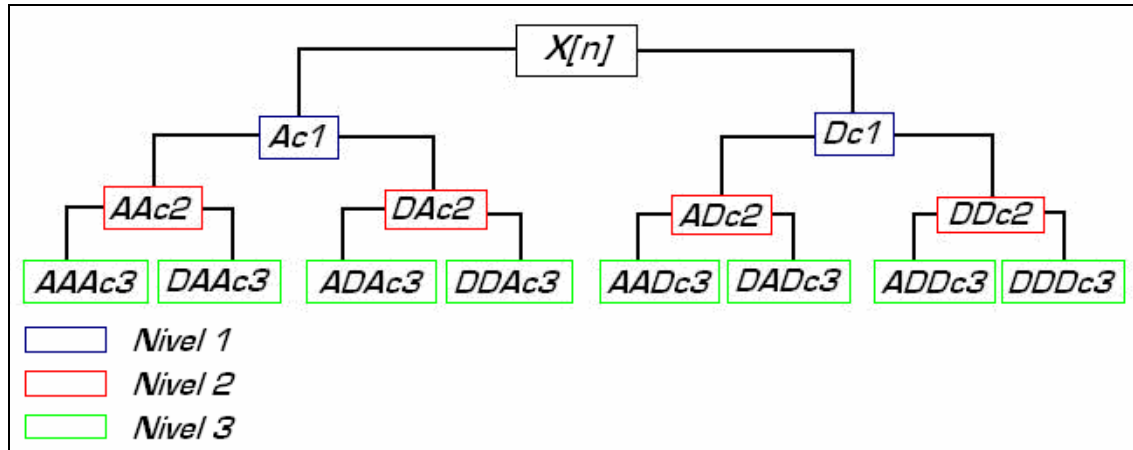
**Figura 2.8** Banco de filtros de dos canales

Siendo  $X[n]$  la señal original,  $V_g$  y  $V_h$  son las salidas de los filtros de media banda sin submuestrear, es decir, con el mismo número de muestras que el nivel anterior de descomposición. Para el proceso de síntesis,  $U_g$  y  $U_h$  representan los coeficientes Wavelet sobremuestreados, que producen la señal reconstruida  $X^*[n]$ .

Existen otras técnicas que son extensiones del MRA de Mallat [48], una de las más importantes es la Transformada de Paquetes Wavelet (WP). En el procedimiento de Descomposición Wavelet, cada nivel de descomposición genera una información de detalle y otra de aproximación, sin embargo, la información de detalle no se vuelve a analizar, debido a que los niveles siguientes de descomposición, siempre parten de la información de aproximación, como se ha presentado en la figura 2.7.

En el caso de los Paquetes Wavelet, el procedimiento de descomposición es prácticamente idéntico, con la única diferencia de que la información de detalle también genera información en niveles posteriores de descomposición. Es decir, que cada descomposición pasa a ser la raíz de un nuevo árbol de descomposición. Tal procedimiento se ilustra en la figura 2.9.

Las ecuaciones que gobiernan el proceso de análisis por medio de filtros, siguen siendo las mismas ecuaciones (2.14 y 2.15), correspondientes al MRA. Aunque se debe tener presente que ahora pueden existir distintos coeficientes de detalle y coeficientes de aproximación para un nivel determinado, por lo que la nomenclatura resulta más compleja. La Tabla 2.1 proporciona la información relativa a la nueva nomenclatura.



**Figura 2.9** Diagrama de la Descomposición por Paquetes Wavelets

Donde:

$Ac1$ =Coeficientes de Aproximación del Nivel 1.

$Dc1$ =Coeficientes de Detalle del Nivel 1.

$AAc2$ =Coeficientes de Aproximación de  $Ac1$ , correspondientes al Nivel 2.

$DAc2$ =Coeficientes de Detalle de  $Ac1$ , correspondientes al Nivel 2.

$ADc2$ =Coeficientes de Aproximación de  $Dc1$ , correspondientes al Nivel 2.

$DDc2$ =Coeficientes de Detalle de  $Dc1$ , correspondientes al Nivel 2.

$AAAc3$ =Coeficientes de Aproximación de  $AAc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$DAAc3$ =Coeficientes de Detalle de  $AAc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$ADAc3$ =Coeficientes de Aproximación de  $DAc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$DDAc3$ =Coeficientes de Detalle de  $DAc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$AADc3$ =Coeficientes de Aproximación de  $ADc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$DADc3$ =Coeficientes de Detalle de  $ADc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$ADDc3$ =Coeficientes de Aproximación de  $DDc2$ , correspondientes al Nivel 3.

$DDDc3$ =Coeficientes de Detalle de  $DDc2$ , correspondientes al Nivel 3.

Considerando que la señal discreta  $X[n]$  es la misma del apartado anterior, con un ancho de banda de  $0-\pi$  rad/s y  $N$  número de muestras, las bandas de frecuencia correspondientes a cada una de las descomposiciones, son las que se muestran en la Tabla 2.1

**Tabla 2.1** Bandas de frecuencia de la Descomposición WP para la señal  $X[n]$ 

Descomposición	Nivel	Número de muestras	Banda de frecuencia (rad/s)
$Ac1$	1	$N/2$	$0-\pi/2$
$Dc1$	1	$N/2$	$\pi/2-\pi$
$AAc2$	2	$N/4$	$0-\pi/4$
$DAc2$	2	$N/4$	$\pi/4-\pi/2$
$ADc2$	2	$N/4$	$\pi/2-3\pi/4$
$DDc2$	2	$N/4$	$3\pi/4-\pi$
$AAAc3$	3	$N/8$	$0-\pi/8$
$DAAc3$	3	$N/8$	$\pi/8-\pi/4$
$ADAc3$	3	$N/8$	$\pi/4-3\pi/8$
$DDAc3$	3	$N/8$	$3\pi/8-\pi/2$
$AADc3$	3	$N/8$	$\pi/2-5\pi/8$
$DADc3$	3	$N/8$	$5\pi/8-3\pi/4$
$ADDc3$	3	$N/8$	$3\pi/4-7\pi/8$
$DDDc3$	3	$N/8$	$7\pi/8-\pi$

Para los Paquetes Wavelet el proceso de síntesis varía, ya que el total de ancho de banda de la señal está repartido en un mayor número de coeficientes, y la reconstrucción se puede representar mediante la ecuación (2.17), en donde sólo se introduce información del último nivel de descomposición.

$$X[n] = \sum_k D_c[k] g(2k - n) + \sum_k A_c[k] h(2k - n) \quad (2.17)$$

### 2.3.4 Estudios previos en el campo de diagnóstico de defectos

Existe un compendio representativo de trabajos realizados con la Transformada Wavelet (WT) para el diagnóstico de defectos. En la presente Tesis Doctoral serán divididos en los estudios presentados en la Tabla 2.2:

**Tabla 2.2** Resumen de las aplicaciones del Análisis Wavelet en diagnóstico de defectos

<b>Aplicaciones de la Transformada Wavelet</b>	1.- Análisis de señales en el dominio tiempo-frecuencia. 2.- Extracción de rasgos característicos para posterior clasificación. 3.- Otras aplicaciones
--	--

### 1.- Análisis de señales en el dominio tiempo-frecuencia.

Una de las características de la WT es que, para altas frecuencias, la Wavelet alcanza alta resolución en el tiempo y baja resolución en frecuencia, mientras que a bajas frecuencias, la Wavelet alcanza alta resolución en el dominio de la frecuencia y baja resolución en el dominio del tiempo. Esta habilidad de la WT para adaptarse al espacio tiempo-frecuencia, le permite realizar una función importante en el campo de diagnóstico de defectos. La interpretación física del módulo de la WT es sencilla, los coeficientes muestran como varía la energía de una señal con respecto al tiempo y la frecuencia. Para las aplicaciones de ingeniería, el cuadrado del módulo de la Transformada Continua Wavelet (CWT), se denomina escalograma (*SG*), que se define como muestra la ecuación (2.18), y que se usa frecuentemente para el diagnóstico de defectos.

$$SG(a,b;\psi) = |CWT(a,b;\psi)|^2 \quad (2.18)$$

En el año 1990, Leducq [41] usó la Transformada Wavelet (WT) para diagnosticar el estado una bomba centrífuga, a través del análisis del ruido hidráulico que producía. Éste fue probablemente el primer trabajo acerca del uso de la Wavelet para el diagnóstico de defectos. En 1993, Wang y McFadden [77] fueron los pioneros en la aplicación de la WT al análisis de señales de vibración en engranajes, sus resultados revelaron que la Wavelet es capaz de detectar tanto fallos mecánicos incipientes como diferentes tipos de defectos simultáneamente.

En 1994, Newland [58] introdujo la WT en el campo de la ingeniería, con varios métodos de cálculo y ejemplos de su aplicación en el análisis de señales vibratorias, también propuso una función Wavelet Harmónica e identificó con éxito picos y fases de señales transitorias, gracias a este trabajo se logra la total aceptación y popularización de las Wavelets. Wang et al. [78] investigaron experimentalmente la fiabilidad de la WT como técnica de monitorización del estado mecánico de engranajes, y sus resultados indicaron que el análisis Wavelet es más fiable que otras herramientas de análisis anteriores, como la Transformada de Fourier. Adewusi et al. [1] utilizaron la WT para analizar las señales de vibración de un rotor con una fisura transversal, logrando detectar la relación entre su posición y la velocidad crítica del sistema. Tse y Peng [73] compararon la efectividad de la WT y el método de detección de envolvente (EDM) en el diagnóstico de defectos en rodamientos, los resultados indicaron que ambos métodos son efectivos para dichas tareas, aunque la WT supone un menor tiempo de cálculo.

El Espectro de Fase de Wavelet Continua (*CWTP*) también proporciona información útil de la señal en estudio, por este motivo, ha sido una herramienta importante en diversos trabajos. El espectro de fase se puede calcular a través de la ecuación (2.19).

$$CWTP(a,b;\psi) = tg^{-1} \left( \frac{\text{Im}[CWT(a,b;\psi)]}{\text{Re}[CWT(a,b;\psi)]} \right) \quad (2.19)$$



Comparado con los escalogramas, el espectro de fase es mucho más difícil de interpretar. Sin embargo, puede resultar muy útil la información que proporciona con respecto a discontinuidades e impulsos. Algunos trabajos al respecto, son los siguientes:

Staszewski et al. [70] utilizaron el espectro de fase de la WT para detectar defectos en dientes de engranajes. Algunos trabajos han utilizado tanto escalogramas como espectro de fase simultáneamente. Boulahbal et al. [6] evaluó el estado de una bancada de ensayos de engranajes, sus resultados mostraron que el espectro de fase es capaz de visualizar características distintivas en la presencia de un diente defectuoso. Wong et al. [80] investigaron el comportamiento no lineal y caótico de sistemas estructurales. Por último, Al Khalid et al. [3] aplicaron la WT al estudio de daños de fatiga a componentes estructurales.

Este enfoque de utilización de la WT es una aplicación directa en la diagnosis de defectos. El problema principal de estos métodos es que el diagnóstico final debe hacerlo un experto en el tema, que debe ser capaz de identificar la información que saque a la luz el Análisis Wavelet, y que depende de cada sistema en estudio. Esto limita enormemente la automatización del proceso. Por el contrario, el siguiente enfoque busca extraer algún tipo de rasgo característico en la señal, que pueda ser clasificado posteriormente.

## 2.- Extracción de rasgos característicos.

Debido a que las funciones base de las Wavelets tienen “soporte compacto”, las Wavelets tienen buenas propiedades de concentración de energía. La mayoría de coeficientes Wavelets son muy pequeños, y pueden arrastrar un determinado error sin afectar significativamente la representación de la señal. Por lo tanto, la WT puede representar a una señal con un número limitado de coeficientes, que pueden utilizarse directamente como rasgos característicos de defectos. El problema clave es determinar qué coeficientes deben seleccionarse, tal que se represente al defecto en la mejor medida posible. Un método muy común es utilizar un criterio de umbral, que permite que los coeficientes se mantengan en el análisis, si superan un cierto valor de umbral ( $\theta$ ), previamente definido (ver ecuación 2.20).

$$A(C_{mn}) = \begin{cases} C_{mn}, & C_{mn} > \theta \\ 0, & C_{mn} < \theta \end{cases} \quad (2.20)$$

$A(C_{mn})$  representa a el conjunto de coeficientes que han pasado el umbral.

Chen et al. [8, 9] lograron descomponer señales dinámicas transitorias a través de la DWT, y seleccionaron los coeficientes por el método del umbral. Estos coeficientes se introdujeron en una red de tipo “Teoría de la Resonancia Adaptativa (ART)”, para la clasificación de defectos en una refinería. Lin et al. [43] utilizaron la entropía de la WT para optimizar parámetros de la función Wavelet. De esta manera, descompusieron las señales vibratorias tomadas de rodamientos y engranajes, y extrajeron los rasgos característicos mediante un método de umbral suave mejorado.

Goumas et al. [27], llevaron a cabo un estudio para la detección de defectos en lavadoras, para lo cual utilizaron la DWT y clasificadores de defectos estadísticos, como desviaciones estándar y la teoría de Bayes. Lu y Hsu [47] presentaron un método basado en la WT para detectar la existencia y ubicación de daños estructurales, sus resultados indicaron que los cambios en los coeficientes de la WT de la señal vibratoria son sensibles al menor daño localizado, y la máxima variación de los coeficientes Wavelet corresponden principalmente a la ubicación del defecto. Liu et al. [44] propusieron un método basado en WP, para el diagnóstico de fallos en rodamientos. Los coeficientes de los paquetes Wavelet fueron usados como rasgos característicos, y los resultados muestran que poseen una alta sensibilidad a la presencia de defectos.

Por otra parte, Altmann et al. [4] presentaron un método de diagnosis de defectos en rodamientos de bola a baja velocidad de rotación, diseñando un sistema de inferencia difusa basado en redes adaptativas (ANFIS), para seleccionar los coeficientes de WP de manera automática. Aminian et al. [5] desarrollaron un sistema de diagnóstico de fallos que utilizaba como preprocesadores a la WT, la normalización y los componentes principales de la señal. Yen et al. [76] usaron la energía nodal de los WP como rasgos característicos de la señal, y entrenaron una red clasificadora. También realizaron una comparación entre los rasgos característicos extraídos de la FT y de los WP, resultando que los últimos son menos susceptibles al ruido blanco. Liu et al. [45] aplicaron una nueva metodología al estudio de defectos de un motor Diesel. Los autores basaron sus patrones característicos en un valor de información mutua, que indicaba el grado de información del defecto que posee una Wavelet determinada, esta metodología es una extensión de la técnica de búsqueda de correspondencia de Mallat [49].

Loparo et al. [46], utilizaron coeficientes Wavelet provenientes de la aplicación de la DWT, para diagnosticar defectos en rodamientos, con el entrenamiento de un clasificador borroso. Los coeficientes fueron tratados previamente con métodos estadísticos y normalización gaussiana. Farías et al. [21] analizaron los efectos que tiene la aplicación de la DWT como herramienta de procesamiento de señales en el rendimiento de la clasificación de imágenes y determinaron los parámetros de la WT que presentan los mejores resultados para el ámbito del problema.

Todos los trabajos mencionados en este apartado son aportaciones realmente importantes a los sistemas de diagnosis de defectos actuales; y poseen la característica común de procesar los coeficientes Wavelet antes de su clasificación, originando un eslabón más en la cadena de diagnosis de defectos.

### 3.- Otras aplicaciones

La WT se distingue por tener diversidad en sus aplicaciones, por lo que existen otras ramas que resulta interesante describir:

La *Detección de Singularidades* es una de ellas, y persigue identificar picos y discontinuidades de las señales en estudio. Sun et al. [72], aplicaron la CWT para identificar cambios abruptos en las señales de vibración de un rodamiento.

El *Filtrado de ruido y extracción de señales débiles* es otra de las aplicaciones, y por lo general se realiza para preprocesar señales y mejorar su precisión antes de

someterla a análisis posteriores. Shao et al. [67] usaron la WT para preprocesar señales vibratorias, eliminando gran parte del ruido de los coeficientes resultantes, que posteriormente sirvieron de entrada a un sistema de monitorización basado en un algoritmo de Análisis de Componentes Principales (PCA).

La *Compresión de Señales Vibratorias* se realiza para asegurarse de que se tiene suficiente información del fenómeno físico en estudio, ya que en ocasiones, la cantidad de información es muy grande. Es de especial aplicación en sistemas de monitorización de múltiples canales, donde se obtiene mucha información en poco tiempo, y donde es necesario simplificar toda la información recogida. Straszewski [71] combinó la WT con algoritmos genéticos (GA), para comprimir señales provenientes de una caja de engranajes. Los resultados mostraron un excelente potencial para el almacenamiento, transmisión y selección de rasgos característicos para la monitorización de procesos.

Por último, la *Identificación de Parámetros en el Sistema* es utilizada en la diagnosis de defectos, ya que la Wavelet puede identificar la variación de parámetros, que pueden reflejar la existencia de defectos. Un ejemplo podría ser: rigidez, amortiguamiento, frecuencias naturales, entre otros. Akhmetshin et al. [2] utilizaron un algoritmo basado en WP para la estimación de parámetros de defectos en estructuras en un banco de pruebas de libre oscilación. Ruzzene et al. [65] utilizaron la WT para identificar el sistema utilizando la representación tiempo-frecuencia de la señal. Sus resultados muestran que el Análisis Wavelet de la señal de respuesta libre de un sistema, permite la estimación de frecuencias naturales y factores de amortiguamiento viscoso.

Es complicado detallar todo lo que puede abarcar la aplicación de la WT a nivel industrial y científico. Sin embargo, en el siguiente apartado, se presenta un breve resumen de la aplicabilidad de la WT para el caso de diagnosis de defectos en rodamientos, orientado al estudio particular que se desarrolla en la presente Tesis Doctoral, y tomando en consideración toda la información recabada hasta el momento.

### 2.3.5 Resumen del estado del arte

La WT ha sido utilizada ampliamente en diagnóstico de defectos en los últimos 20 años. Las aplicaciones que tiene la WT aún no alcanzan un estatus estándar, como la FFT. Esto se debe a muchas razones, como por ejemplo: Es posible utilizar una gran diversidad de Wavelet madre, además, no existe un método general para seleccionar alguna de ellas para alguna tarea específica [60].

La obtención de rasgos característicos se puede realizar mediante la aplicación de diferentes metodologías relacionadas con la WT, principalmente a través de los coeficientes Wavelet o de la energía de la Wavelet. Sin embargo, para detectar fallos incipientes, el criterio de la energía no es el más adecuado, debido a que pequeños cambios en la señal, producen generalmente pequeños cambios en la energía, y tales variaciones pueden pasar desapercibidas bajo este criterio.

El método de los coeficientes Wavelet es capaz de representar a una señal dada con mucho menos datos, que los originales antes de la Transformación. Por este motivo, tales coeficientes poseen una información condensada del fenómeno en estudio, con una alta sensibilidad a los cambios de la señal.

Obviamente, el porcentaje de éxito del proceso de diagnóstico de defectos depende tanto de los rasgos obtenidos, como del comportamiento del clasificador de patrones utilizado. En la próxima sección se describen distintos sistemas de clasificación utilizados en el campo de diagnóstico de defectos.

## **2.4 Sistemas clasificadores inteligentes**

El reconocimiento de patrones (PR) es una actividad inconsciente que los seres humanos realizamos con total naturalidad. Recibimos información a través de nuestros sentidos, procesándola inmediatamente en nuestro cerebro y casi al instante, somos capaces de identificar la fuente de información. De hecho, la mayoría de nuestras tareas diarias están basadas en el éxito de realizar distintas actividades de reconocimiento de patrones, por ejemplo, cuando leemos, reconocemos los caracteres, palabras, y luego conceptos y nociones de la señal visual que recibe nuestro cerebro. El PR es el acto de ejecutar una acción, basados en las características de la información percibida.

Es normal que se trate de diseñar Sistemas Clasificadores Inteligentes que puedan reconocer patrones. Sistemas de reconocimiento de voz, identificación de huellas dactilares, manejo de código de barras, entre otros, son utilizados ampliamente y representan la amplia utilidad de los sistemas de este tipo.

El campo de la Clasificación Inteligente ha sido un factor clave en el desarrollo de los métodos de diagnóstico de defectos [61, 62, 69], y no ha madurado completamente a lo largo de los años, debido al continuo aporte de ideas, de disciplinas tales como Neurobiología, Ciencias de la Informática, Psicología, Física, Ingeniería, Matemática y Ciencia Cognitiva, entre otras.

La tarea de un Sistema Clasificador Inteligente es utilizar los patrones de un conjunto de muestras, para asignar una clase a todos los objetos que se desee analizar posteriormente [20], de acuerdo a sus diferencias o similitudes. Este proceso puede verse como una actividad en dos etapas, la primera de ellas consiste en el aprendizaje de propiedades de tal grupo de muestras que caracterizan a una clase (patrones), y la segunda, en la cual se decide si un nuevo objeto es un posible miembro de tal clase, observando si éste tiene propiedades comunes a aquellas del grupo de muestras.

La motivación actual en este campo, es esencialmente el desarrollo de nuevos algoritmos y metodologías que sean capaces de implementar muchas de las tareas de PR que efectúan los humanos, y suplantarlos en tareas de PR que sean repetitivas o mecánicas, pero a nivel computacional, cada vez de manera mas precisa y óptima, sin necesidad de un experto. Existen muchos tipos de Sistemas Clasificadores Inteligentes, los más importantes se mencionan a continuación:

### **2.4.1 Tipos de sistemas clasificadores**

La capacidad humana de reconocer patrones se basa en experiencias anteriores, aunque es realmente complejo descifrar la forma en la cual el cerebro ejecuta tal acción. Es obvio que el aprendizaje resulta ser una parte indispensable del proceso de PR, tanto en humanos, como en sistemas artificiales. La información que contienen las muestras

de entrenamiento es la base para todos los sistemas de PR. En algunos casos, el aprendizaje se realiza con la ayuda de un “Profesor”, el cual es realmente un agente externo que proporciona un etiquetado de los patrones, es decir, que informa al sistema la relación entre los patrones existentes y las clases a las cuales pertenecen. Este tipo de aprendizaje se conoce como *Aprendizaje Supervisado*. Por otra parte, existe otro tipo de aprendizaje en el cual los patrones disponibles no están etiquetados; es el caso del *Aprendizaje no Supervisado*. En tal caso, el aprendizaje consiste en que el clasificador descubra los grupos naturales del conjunto de las muestras de entrenamiento.

A lo largo de la historia de la diagnosis de defectos en máquinas, se han desarrollado y utilizado distintos tipos de clasificadores artificiales [59]. La evolución tuvo sus inicios en enfoques estadísticos clásicos de decisión (determinísticos y probabilísticos) [20], enfoques sintácticos, árboles de decisión [7], hasta otros que se han desarrollado recientemente a través de paquetes informáticos, y que derivan de los anteriores, como enfoques teóricos de grupos borrosos [4, 46], algoritmos genéticos [35, 54, 71] y coneccionistas (ANN) [11, 12, 13, 75]; incluyendo versiones híbridas de todos los mencionados anteriormente [59].

### *1.- Enfoques Estadísticos*

Durante los inicios del desarrollo del reconocimiento de patrones, muchos científicos pensaron que las teorías de estadísticas y probabilísticas eran herramientas ideales para tareas de clasificación. Estaba claro que la estadística podría ayudar a modelar la variabilidad de patrones en el espacio, a través de distribuciones de probabilidad multivariable.

El método clásico de *discriminantes lineales*, propuesto en primera instancia por Fisher [22], sugiere el uso de combinaciones lineales de los patrones, para maximizar la varianza entre grupos. Estas funciones, denominadas discriminantes, también se pueden construir utilizando otros enfoques, como mínimos cuadrados, programación lineal, entre otros. El procedimiento se basa en aproximar de manera óptima las fronteras entre clases, a través de la utilización de hiperplanos en el espacio  $p$ -dimensional de los patrones de diferentes clases, asumiendo que son linealmente separables.

La *teoría de la decisión de Bayes* [5], es esencialmente un procedimiento de clasificación paramétrica, que se utiliza para construir reglas de clasificación, y consiste en la asunción de un tipo específico de densidad de probabilidad para un vector característico. Además, también se asume una distribución de probabilidad para algún parámetro de interés, que en este caso, sería la etiqueta de la clase.

De igual manera, hay enfoques *no paramétricos* que se utilizan en situaciones en las que no existe suficiente información para asumir distribuciones del vector característico para las diferentes clases. Lo mas usual es la utilización de estimadores de probabilidad no paramétricos, como el estimador de kernel, o estimadores de ventana. Otra forma, es utilizar reglas de clasificación basadas en la dimensión, como la regla del vecino más cercano ó la mínima distancia de clasificación.

Por último, el *agrupamiento* es una técnica que está ligada al aprendizaje no supervisado. Su objetivo es dividir toda la información disponible en un cierto número

de subgrupos homogéneos donde los elementos de cada subgrupo son lo mas similar posible, y lo mas diferente posible de los otros subgrupos. Para este caso particular, el número de subgrupos puede preestablecerse, y existen muchos algoritmos capaces de realizar las tareas de clasificación, que por lo general, pertenecen a dos categorías: los algoritmos de partición, y los jerárquicos.

## 2.- Enfoques sintácticos

Forman parte de los enfoques estructurales, y permiten la representación de patrones complejos en términos de una descomposición recursiva que genera subgrupos más simples de manera progresiva. El proceso es similar a la descomposición de oraciones en palabras, y luego en letras y vocales, con la utilización de reglas gramaticales válidas, en este caso, el lenguaje.

Este enfoque funciona muy bien en el caso de patrones ideales, pero se complica demasiado cuando se traslada a problemas de la vida real, en donde los patrones generalmente tienen cierta distorsión y ruido [59].

## 3.- Árboles de clasificación

Esta técnica de clasificación ha sido muy popular en campos como la Biología y la Medicina, y tiene la ventaja de que facilita el entendimiento del proceso de clasificación. Los árboles de clasificación son sistemas de decisión de etapas múltiples, en los cuales una muestra es rechazada de manera secuencial, hasta que logra ser ubicada en una clase específica. Para conseguir esto, el clasificador divide el espacio en varios sub-árboles correspondientes al número de clases. Con la llegada del vector característico, el clasificador realiza una secuencia de decisiones a través de una ruta de nodos, hasta que encuentra la clase que se ajusta a tal vector. Por lo general, poseen una estructura binaria, donde cada nodo genera otros dos. Las variantes de este clasificador dependen del método que se utilice para dividir nodos y para descartar sub-árboles. Este esquema ofrece ciertas ventajas para problemas de clasificación con un gran número de clases, sin embargo, su principal desventaja es su alta varianza, debido a que la estructura de los árboles de clasificación es muy sensible a las pequeñas diferencias en el conjunto de muestras de entrenamiento. Además, arrastran un error significativo de los nodos superiores a los inferiores, y se ha demostrado por estudios comparativos (ver [7]), que logran tasas de clasificación inferiores a diferentes tipos de redes neuronales, aunque necesitan un menor tiempo de entrenamiento.

## 4.- Enfoques teóricos de grupos borrosos

En el año 1967, Zadeh [81] propuso una técnica novedosa para modelar la imprecisión por medio de *grupos borrosos*, los cuales son generalizaciones de grupos convencionales. Esta teoría permite una alta flexibilidad en la representación y procesamiento de información vaga e imprecisa, y plantea la idea de que una muestra pertenece en cierto grado a un conjunto dado, buscando una solución que parte de un espacio muy amplio, sujeto a pocas restricciones, y que permite a los algoritmos una mayor libertad para evitar errores de clasificación, al no forzar una solución abrupta por

imposición a niveles intermedios. El inconveniente principal de los grupos borrosos es la dificultad de elegir una correcta función de pertenencia para los conjuntos difusos, ya que si cualquier función de pertenencia del sistema estuviese mal especificada, probablemente haría fallar a todo el sistema completo.

### 5.- Algoritmos genéticos (GA)

Los algoritmos genéticos fueron inventados por John Holland [34, 35] en el año 1975, y consisten en la optimización de una función objetivo. Los GA llevan a cabo una búsqueda en el espacio de soluciones, intentando encontrar la solución que minimiza dicha función objetivo. Por este motivo, los GA pueden resolver problemas que se expresen como un problema de optimización, primero hallando la representación adecuada para las soluciones y la función a optimizar.

Básicamente, los algoritmos genéticos funcionan de la siguiente manera: dada una población de soluciones, y en base al valor de la función objetivo para cada una de los individuos (soluciones) de esa población, se seleccionan los mejores individuos (los que minimizan la función objetivo) y se combinan para generar otros nuevos. Este proceso se repite cíclicamente hasta la convergencia del algoritmo.

El proceso es similar al que se produce en la naturaleza, en donde una serie de individuos compiten por su supervivencia, y los mejor adaptados al medio (los que optimizan la función objetivo) sobreviven y tienen más posibilidades de aparearse, transmitiendo así parte de su material genético "mejor adaptado" a las generaciones siguientes. De esta manera, generación tras generación, la especie consigue una mayor y mejor adaptación al medio en el que vive.

Las limitaciones de esta técnica son esencialmente la *convergencia*, que depende en cierta medida de los parámetros que se utilicen: tamaño de la población, número de generaciones, entre otras; y que el *lenguaje utilizado* para especificar soluciones candidatas debe ser robusto; es decir, el algoritmo debe ser capaz de tolerar cambios aleatorios que no produzcan constantemente errores fatales o resultados sin sentido.

### 6.- Enfoques conexionistas

Comprenden la utilización de Redes Neuronales Artificiales (ANN), las cuales contribuyen al proceso de clasificación de patrones utilizando la relación existente entre un grupo de patrones y las clases de defectos, sin modelar el estado de los procesos internos, ni la estructura de manera explícita. Los modelos conexionistas, tratan de imitar la forma en la que el cerebro aprende a procesar la información. Su elaboración supone, en primer lugar, la deducción de los rasgos o características esenciales de las neuronas y sus conexiones, y en segundo lugar, la implementación del modelo en una computadora, de forma que se pueda simular. Es obvio decir que estos modelos son idealizaciones burdas de las auténticas neuronas naturales, pero que sin embargo resultan interesantes, cuando menos, por sus capacidades de aprendizaje.

A pesar de su popularización, por lo general, las redes neuronales son utilizadas de manera muy superficial, y no se distingue a simple vista la diferencia entre la

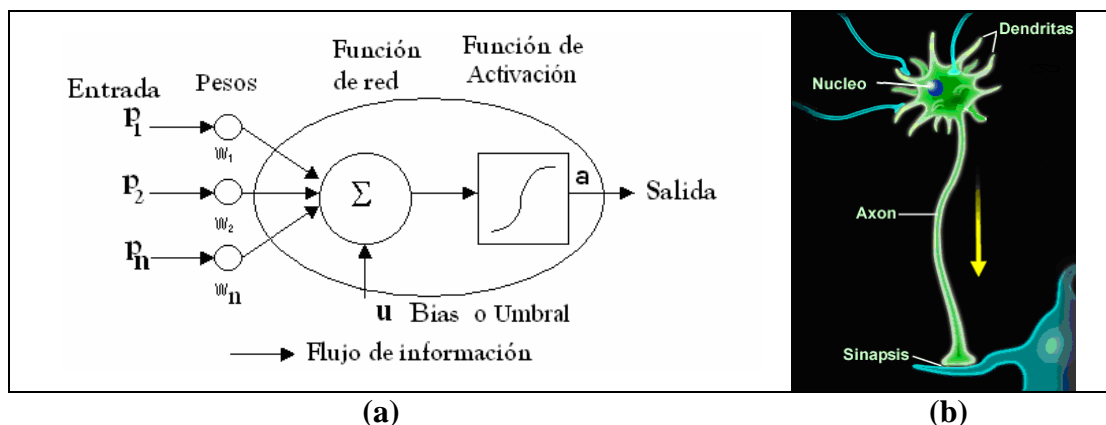
utilización de las distintas configuraciones existentes. Las características de diseño de las redes neuronales se suelen estandarizar para distintas aplicaciones, y este acto constituye un obstáculo para la optimización de la tarea de clasificación. En la presente Tesis Doctoral, se han estudiado, desarrollado y aplicado las redes neuronales clasificadoras para el proceso de diagnóstico de la condición de rodamientos, y en el apartado siguiente se describe con mayor profundidad su estado del arte.

## 2.5 Redes neuronales artificiales (ANN)

Existen algunos problemas en el campo de la ingeniería, para los cuales la búsqueda de una solución exacta requiere una cantidad de recursos prácticamente imposibles, y por lo cual, sólo se encuentra en la práctica una solución aceptable. Las ANN [38], pueden ofrecer buenas soluciones a esa clase de problemas. Entre sus aplicaciones industriales más comunes se encuentran: identificación y modelado, optimización, clasificación, control de procesos y reconocimiento de patrones [26].

Las ANN tienen su origen en la simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos. La primera red neuronal fue propuesta en 1943 por McCulloch y Pitts [50], en términos de un modelo computacional de "actividad nerviosa", que consistía en un modelo binario como el representado en la figura 2.10 (a), formado por un conjunto de unidades llamadas "neuronas" conectadas entre sí, en el cual cada neurona tiene un umbral preestablecido. Tales conexiones tienen una gran semejanza con las *dendritas* y los *axones* de los sistemas nerviosos biológicos, ilustrados en la figura 2.10 (b).

Este primer modelo sirvió de ejemplo para los modelos posteriores de Hebb [33], quien propuso un mecanismo de aprendizaje de las neuronas. Rosenblatt [63], realizó la primera aplicación práctica a principios de la década de los 50, y aproximadamente al mismo tiempo, Widrow et al. [79] propusieron un nuevo algoritmo de entrenamiento de ANN, denominado regla Widrow-Hoff, que se sigue utilizando en la actualidad. Por otra parte, Minsky et al. [55] advirtieron de las limitaciones de los modelos de Rosenblatt y Widrow para el entrenamiento de redes complejas, e influenciaron a otros investigadores a desarrollar nuevas teorías. En este sentido, Kohonen [39] propuso una matriz de correlación para memoria asociativa, Grossberg [29] desarrolló nuevas teorías de Redes Autoorganizadas, formulando las bases de la Teoría de la Resonancia Adaptativa (ART), y Hopfield [36] propuso las redes recurrentes.



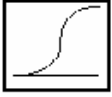
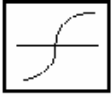
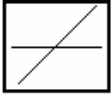
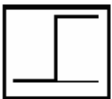
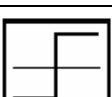
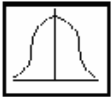
**Figura 2.10** (a) Neurona Artificial. (b) Neurona real



Las partes fundamentales de una neurona artificial básica, se observan en la figura 2.10, y son:

- **Entrada:** Es el vector que excita a la neurona. Se compone de aquellos datos más representativos (patrones) del fenómeno al que se desea aplicar una ANN.
- **Pesos:** Son valores que se asocian a cada una de las conexiones entre neuronas de una red. La variación de éstos determina el aprendizaje de una red.
- **Función de activación:** Se encarga de calcular el nivel o estado de activación de la neurona en función de la entrada total. Es quizás la característica principal de las neuronas, la que mejor define el comportamiento de la misma. En distintos modelos de ANN, han sido propuestas diferentes funciones de activación. Las más populares están presentes en la Tabla 2.3.

**Tabla 2.3** Resumen de las funciones de activación mas utilizadas [31]

Funciones de transferencia	Fórmula	Representación Gráfica
Sigmoide Logarítmico	$f(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
Sigmoide de Tangente Hiperbólica	$f(n) = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
Lineal	$f(n) = n$	
Escalón	$f(n) = \begin{cases} 1 & n \geq 0 \\ 0 & n < 0 \end{cases}$	
Escalón Simétrico	$f(n) = \begin{cases} 1 & n \geq 0 \\ -1 & n < 0 \end{cases}$	
Base Radial Gaussiana <sup>⊗</sup>	$f(n) = \exp\left[-\ n - c\ ^2 / d\right]$	
Competitiva	$f(n) = \begin{cases} 1 & \text{neurona con } \max(n) \\ 0 & \text{todas las demás neuronas} \end{cases}$	-

- **Función de red o de propagación:** Calcula el valor de base o entrada total a la unidad. Equivale a la combinación de las señales que excitan o inhiben a las neuronas biológicas. Las funciones de red más utilizadas se presentan en la Tabla 2.4. La función lineal transmite la entrada ( $p$ ) a través de una conexión, multiplicándola por su peso correspondiente ( $w$ ), formando el producto  $pw$ , que también es un escalar. Luego, a este producto se le añade otro elemento constitutivo, denominado bias o umbral ( $u$ ), para completar la suma ( $wp+u$ ), que será el argumento de la función de activación ( $f$ ), la cual produce la salida escalar  $a$ . De tal apreciación, se deriva la ecuación (2.21).

<sup>⊗</sup>  $c$  y  $d$  serán explicados en el Capítulo 5.

$$a = f\left(\sum_{j=1}^n w_j p_j + u\right) \quad (2.21)$$

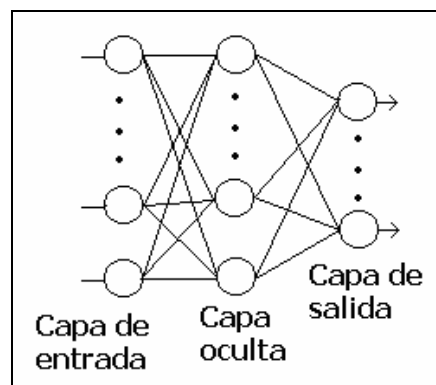
Donde  $j$  es cada uno de los componentes del vector de entrada.

**Tabla 2.4** Resumen de las funciones de red más utilizadas en ANN [37].

Funciones de red	Comentarios	Fórmula
Lineal (con bias)	Función de red mas utilizada	$n = \sum_{j=1}^R w_j p_j + b$
De segundo orden	$n_i$ es una combinación lineal de polinomios de orden superior de la variable de entrada	$n = \sum_{j=1}^R \sum_{k=1}^R w_{jk} p_j p_k + b$
Delta ( $\Sigma - \Pi$ )	Poco común	$n = \prod_{j=1}^R w_j p_j$

- Salida: Es el valor de salida de la neurona en función de la activación de la misma. En el caso de la utilización de una ANN para el proceso de diagnóstico de fallos, la Salida equivale al Diagnóstico de la red.

Las ANN básicas tienen al menos tres capas de neuronas: una capa de entrada, una o más capas ocultas, y una capa de salida, como se muestra en la figura 2.11. Cada capa de la ANN contiene un grupo de unidades de procesamiento, llamadas nodos o neuronas, que envían su propia salida a todos los nodos de la capa siguiente de manera unidireccional.



**Figura 2.11** Red Neuronal típica de tres capas

Las neuronas de la capa de entrada reciben las señales externas, y sirven de interfaz entre esta información del mundo exterior y las unidades de proceso internas (neuronas de la capa oculta) de la ANN, completando un proceso análogo a algunas partes del cuerpo humano, como ojos o dedos. De manera similar, la capa de salida de la ANN, sirve como una interfaz entre las unidades internas de la red y el mundo exterior.

Por otra parte, existen dos fases en la utilización de una ANN convencional: la fase de *aprendizaje* o *entrenamiento* y la fase de *prueba*. Una porción de la información de entrada se utiliza para entrenar la red, mientras que la otra porción restante, es utilizada para la fase de prueba.

Las ANN son sistemas de aprendizaje basados en ejemplos. La fase de *aprendizaje* consiste en una adaptación progresiva de los valores internos de la red, hasta obtener el comportamiento deseado. La capacidad de una red para resolver un problema está ligada de forma fundamental al tipo de ejemplos disponible en el proceso de aprendizaje, que se introducen paulatinamente para modificar el valor de los pesos en todas las conexiones con un determinado algoritmo, hasta conseguir un error dentro de los márgenes del diseño. La red efectúa este proceso de manera cíclica, comparando la salida real de la red ( $y_i$ ), con la salida esperada ( $s_i$ ).

Matemáticamente, el objetivo de la fase de entrenamiento es minimizar el error para todas las neuronas de salida de la red, y todos los datos de entrenamiento. Tomando como referencia el error cuadrático medio (MSE), su cálculo puede plantearse como la ecuación (2.22).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n))^2 \quad (2.22)$$

Donde:

$N$	Es el número de datos de entrenamiento
$n_c$	Es el número de neuronas de la capa de salida
$y_i$	Es la predicción de la $i$ -ésima neurona de la capa de salida, para un dato de entrenamiento $n$ .
$s_i$	Es el valor objetivo de la $i$ -ésima neurona de la capa de salida, para un dato de entrenamiento $n$ .

La modificación de los pesos se basa en el algoritmo seleccionado para realizar el entrenamiento, que varía según el tipo de red utilizada, y puede hacerse posterior a la introducción de cada ejemplo del conjunto, o una vez introducidos todos ellos.

Para minimizar el valor del error, se afronta el problema a través de la variación de la matriz de pesos y umbrales, es decir, construyendo un algoritmo que permita a la red ajustar sus unidades de proceso interno (pesos y umbrales), de acuerdo al error que se produce en las neuronas de la capa de salida. Por lo general, esos valores se hallan con algoritmos que adoptan la formulación iterativa dada por la ecuación (2.23):

$$W(n+1) = W(n) + \Delta W(n) \quad (2.23)$$

En donde:

$W(n)$	Es el valor del peso particular para el patrón de entrada $n$ .
$W(n+1)$	Es el valor del peso particular para el patrón de entrada $n+1$ .
$\Delta W(n)$	Es el ajuste del valor del peso, para el patrón de entrada $n$ .

Las bias o umbrales, también requieren un ajuste progresivo, que se indica en la ecuación (2.24):

$$u(n+1) = u(n) + \Delta u(n) \quad (2.24)$$

En donde:

$u(n)$	Es el valor del umbral particular para el patrón de entrada $n$ .
$u(n+1)$	Es el valor del umbral particular para el patrón de entrada $n+1$ .
$\Delta u(n)$	Es el ajuste del umbral del peso, para el patrón de entrada $n$ .

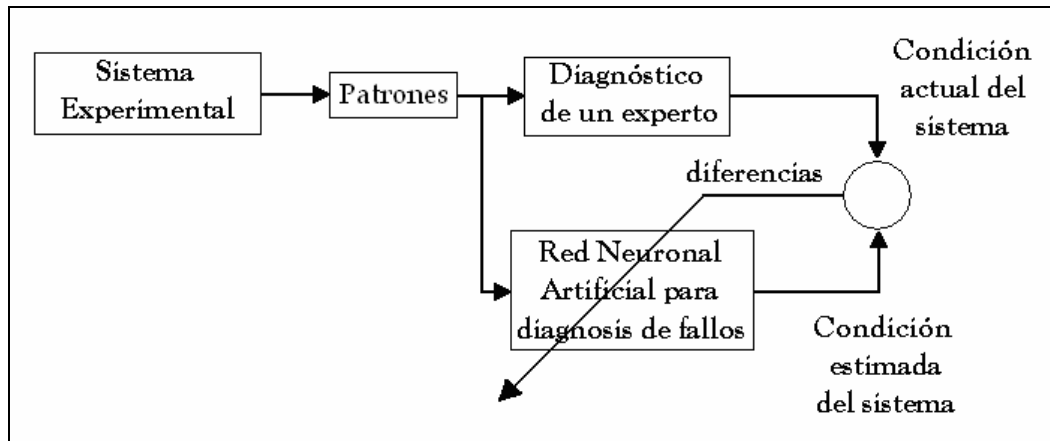
Dependiendo del problema a resolver, se pueden distinguir tres tipos de aprendizaje:

En el *Aprendizaje supervisado* se conocen los datos del conjunto de aprendizaje y la información relativa a la solución del sistema. Para este tipo de aprendizaje, se dice que hay un profesor externo encargado de determinar si la red se está comportando de forma adecuada, mediante la comparación entre la salida producida y la esperada, y de actuar en consecuencia modificando apropiadamente los valores de los pesos.

Para el *Aprendizaje no supervisado* no existe profesor externo que determine el aprendizaje. La red modificará los valores de los pesos a partir de información interna, y tratará de determinar las características significativas de los datos del conjunto de entrenamiento. A este tipo de modelos se les conoce también como sistemas autoorganizados, ya que la red se ajusta sólo a valores recibidos como entrada. Existen numerosas ANN que trabajan con este tipo de aprendizaje, entre ellas, los Mapas Autoorganizados (SOM), las redes de Hopfield [36], Kohonen [39] y las ART [29]. Este tipo de aprendizaje, posee una variante denominada *Aprendizaje por refuerzo*, en la que no se dispone de información concreta sobre el error cometido por la red para cada ejemplo de aprendizaje, sino que simplemente se determina si la salida producida para dicho patrón es adecuada o no.

En la fase de *prueba*, no se alteran los valores de los pesos, o conexiones internas de la red, y su objetivo principal es verificar el comportamiento de datos desconocidos para la red. Esta fase es la que mide el éxito real del modelo.

El proceso de entrenamiento de una ANN para la diagnosis de fallos, se representa en la figura 2.12. Al comienzo del proceso, la salida (diagnosis del defecto hecha por la ANN) no será correcta, ya que se genera un error que consiste en la diferencia que tiene con la decisión correcta que conoce el experto. Posteriormente, la red ajusta los parámetros internos para lograr una salida más cercana a la decisión correcta en la próxima iteración.



**Figura 2.12** Diagrama esquemático del entrenamiento supervisado de una ANN

Al entrenar una ANN, a través del aprendizaje de un conjunto de entradas-salidas del sistema, se evita la complejidad necesaria para estimar los parámetros del sistema con modelos matemáticos. Una vez que la ANN es entrenada de manera apropiada, tendrá el conocimiento necesario para ejecutar la diagnosis de defectos.

En la presente Tesis Doctoral, se utilizan redes capaces de entrenarse con métodos Supervisados, ya que se cuenta con la ventaja de conocer *a priori* el tipo de clases asociado a las muestras disponibles. Por tal motivo, se han seleccionado las tres ANN más utilizadas, y que históricamente han proporcionado mejores resultados en el área de diagnosis de defectos a través de tareas de clasificación [62]: Redes Perceptron Multicapa (MLP), Funciones de Base Radial (RBF) y Redes Neuronales Probabilísticas (PNN). Las reglas de entrenamiento y estructura de cada clasificador, varían de acuerdo al tipo de red empleada, por tal motivo, cada una de sus particularidades se detalla en el capítulo 5.

## Referencias

---

- [1] ADEWUSI, S.A., AL-BEDDOOR, B.O. "Wavelet analysis of vibration signals of an overhang rotor with a propagating transverse crack". *Journal of sound and vibration*. 2001, p. 779-793.
- [2] AKHMETSHIN, A. "Estimation of fault parameters of stratified structures based on Wavelet Packet algorithm in free-oscillation testing method" Proceedings on SPIE. 1997. Vol. 3078, p. 162-169.
- [3] AL-KHALIDY, A., NOORI, M., HOU, Z. "Study of health monitoring systems of linear structures using wavelet analysis". *American society of mechanical engineers. Pressure vessels and piping division*. 1997, p. 49-58.
- [4] ALTMANN, J., MATHEW, J. "Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnostic". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, vol 15, p. 963-977.
- [5] AMINIAN, F., AMINIAN, M. "Fault diagnostic of analog circuits using bayesian neural networks with Wavelet transform as preprocessor". *Journal of electronic testing: Theory and applications (JETTA)*. 2001, vol 17, p. 29-36.
- [6] BOULAHBAL, G., ISMAIL, F. "Amplitude and phase Wavelet maps for the detection of cracks in geared systems". *Mechanical System and Signal Processing*. 1999. Vol. 13, p. 423-436.
- [7] BROWN, D., CORNBLE, V., PITTARD, C. "A comparison of decision tree classifiers with backpropagation neural networks for multimodal classification problems". *Pattern Recognition*. 1993. Vol. 26, p. 953-961.
- [8] CHEN, B., WANG, X., YANG, S. "Application of wavelets and neural networks to diagnostic system development, 1, feature extraction". *Computers and chemical engineering*. 1999, vol 23, p. 899-906.
- [9] CHEN, B., WANG, X., YANG, S. "Application of wavelets and neural networks to diagnostic system development, 2, an integrated framework and its application". *Computers and chemical engineering*. 1999, vol 23, p. 945-954.
- [10] CHIANG, L., RUSSEL, E., BRAATZ, R. "Fault detection and diagnosis in industrial systems". Springer. ISBN 1852333278. Londres, 2001.
- [11] CHOW, M. Y., MANGUM, P., YEE, S. "A Neural Network Approach to real-time condition monitoring of induction motors" *IEEE transactions on industrial electronics*. 1991, vol. 38, p. 448-453.
- [12] CHOW, M. Y., SHARPE, R., HUNG, J. "On the Application and Design of Artificial Neural Networks for Motor Fault Detection-Part I" *IEEE transactions on industrial electronics*. 1993, vol. 40, p. 181-188.

[13] CHOW, M. Y., SHARPE, R., HUNG, J. "On the Application and Design of Artificial Neural Networks for Motor Fault Detection-Part II" *IEEE transactions on industrial electronics*. 1993, vol. 40, p. 189-196.

[14] CHOW, M. "Methodologies of using neural networks and fuzzy logic technologies for motor incipient fault detection". World Scientific. ISBN 9810232659. Singapore, 1997.

[15] CIZEK, V. "Methods of Computation of Discrete Fourier Transform. In: Anonymous Discrete Fourier Transform and their applications". Bristol: Adam Hilger Ltd. 1985, p. 98-120.

[16] COOLEY, J., TUKEY, J. "An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series". *Mathematics of Computation*. 1965, vol. 19, p. 297-301.

[17] CROISER, A., ESTEBAN, D., GALAND, C. "Perfect channel splitting by use of interpolation/decimation/tree decomposition techniques" *Int. Symp. Info., Circuits, Systems, Patras, Greece*. 1976.

[18] DAUBECHIES, I. "Orthonormal Bases of Compactly Supported Wavelets". *Communication in Pure and Applied Mathematics*. 1988. Vol. 41, No. 7, p. 909-996.

[19] DAUBECHIES, I. "Ten lectures in Wavelets". Society for Industrial and Applied Mathematic. (CBMS-NSF Regional Conference series in applied mathematics; 61). ISBN 0898712742. Philadelphia, Usa. 1992.

[20] DUDA, R., HART, P., STORK, P. "Pattern Classification". John Wiley & Sons, Inc. ISBN 0-471-05669-3. EEUU, 2001.

[21] FARIAS, G. SANTOS, M., MARRON, F. "Determinación de Parámetros de la Transformada Wavelet para la Clasificación de señales del diagnóstico Scattering Thomson". XXV Jornadas de Automática, (*Ciudad Real, 8-10 de Septiembre de 2004*), Universidad de Castilla-La Mancha. 2004.

[22] FISHER, R. "The use of multiple measurements in taxonomic problems". *Annals of Eugenics*. 1936. Vol. 7, p. 179-188.

[23] FRANCOIS, A., PATRICK, F. "Improving the readability of time-frequency and time-scale representations by the reassignment method". *IEEE Transactions on Signal Processing*. 1995. Vol. 43, p. 1068-1089.

[24] GADE, S., GRAM-HANSEN, K. "Non-stationary signal analysis using Wavelet Transform, Short-Time Fourier Transform and Wagner-Ville Distribution". *Brüel & Kjaer Technical Review*. 1996. No. 2.

[25] GARCÍA-PRADA, J. "Análisis de Armónicos según órdenes de rotación en Sistemas Mecánicos". *Tesis Doctoral*. Universidad Nacional de Educación a Distancia, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, 1991.

- [26] GODOY, M., MEIRELES, M., ALMEIDA, P. "A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks". *IEEE transactions on industrial electronics*. 2003, vol. 50, p. 585-601.
- [27] GOUMAS, S., ZERVAKIS, M. "Classification of washing machines vibration signals using discrete wavelet analysis for feature extraction". *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*. 2002, vol. 51, núm. 3, p. 497-508.
- [28] GRAPS, A. "An introduction to Wavelets". *IEEE Computational Science*. 1995, vol. 2, num. 2.
- [29] GROSSBERG, S. "How does the brain build a cognitive code". *Psychological Review*. 1980. Vol. 88, p. 375-407.
- [30] HAAR, A. "Zur Theorie der Orthogonalen Funktionen-systeme". *Mathematics Analysis*. 1910. Vol. 69, p. 331-371.
- [31] HAGAN M.T, DEMUTH H.B y BEALE, M. "Neural Network Design". PWS Publishing Company. ISBN 0534943322. EEUU, 1996.
- [32] HAN, T., YANG, B., CHOI, W., KIM, J. "Fault Diagnosis System of Induction Motors Based on Neural Network and Genetic Algorithm Using Stator Current Signals" *International Journal of Rotating Machinery*. 2006, vol. 2006, p. 1-13.
- [33] HEBB, D. "The Organization of Behavior". New York: Wiley. 1949.
- [34] HOLLAND, J. "Adaptation in Natural and Artificial Systems". University of Michigan Press. 1975.
- [35] HOLLAND, J. "Genetic Algorithms". *Scientific American*. 1992. Vol. 267, p. 66-72.
- [36] HOPFIELD, J. "Neural network and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities". *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 1982. Vol. 79, p. 2554-2558.
- [37] HU Y., HWANG, J. "Handbook of Neural Network Signal Processing". CRC Press. ISBN 0849323592. EEUU, 2002.
- [38] ISASI, P., GALVÁN, I. *Redes de Neuronas Artificiales. Un enfoque práctico*. Pearson Prentice Hall. Madrid, España. 2004. ISBN: 84-205-4025-0.
- [39] KOHONEN, T. "Correlation Matrix Memories". *IEEE Transactions on Computers*. 1972. Vol. 21, p. 353-359.
- [40] KOO, I., KIM, W. "Development of reactor coolant pump vibration monitoring and a diagnostic system in the nuclear power plant". *ISA Transactions*. 2000. Vol. 39, p. 309-316.



- [41] LEDUCQ D. "Hydraulic noise diagnostic using Wavelet analysis". *Proceedings of the international conference on noise control engineering*. 1990, p. 997-1000.
- [42] LI, B., CHOW, M. Y., TIPSUWAN, Y., HUNG, J.C. "Neural-network based motor rolling bearing fault diagnosis" *IEEE transactions on industrial electronics*. 2000, vol. 47, p. 1060-1069.
- [43] LIN, J., QU, L. "Feature extraction based on morlet Wavelet and its application for mechanical fault diagnostic". *Journal of sound and vibration*. 2000, p. 135-148.
- [44] LIU, B., LING, S. "Machinery diagnostic based on Wavelet Packets". *Journal of vibration and control*. 1997, vol 3, p. 5-17.
- [45] LIU B., LING S. "On the selection of informative Wavelets for machinery diagnosis". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 1999, vol 13, p. 145-162.
- [46] LOPARO, K. "Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, vol 18, p. 1077-1095.
- [47] LU, C, HSU, Y. "Application of Wavelet transform to structural damage detection". *Shock and vibration digest*. 2000, vol. 32.
- [48] MALLAT, S. "A Theory for Multi-resolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1989. Vol. 11, No. 7, p. 674-693.
- [49] MALLAT, S. "A wavelet tour of signal processing" 2nd edition. Academic Press. ISBN 0-12-466606-X. San Diego, Usa.1999.
- [50] McCULLOCH, W. y PITTS, W. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943, Vol. 9, p. 127-147.
- [51] MORLET, J. "Seismic tomorrow, Interferometry and Quantum Mechanics". *Geophysicist Conference (SEG)*. 1975. Denver, USA.
- [52] MORLET, J., ARENS, G., FOURGEAU, E., GIARD, D. "Wave propagation and sampling theory-Part I: Complex signal and scattering in multilayered media". *Geophysics*. 1982. Vol. 47, p. 203-221.
- [53] MORLET, J., ARENS, G., FOURGEAU, E., GIARD, D. "Wave propagation and sampling theory-Part II: Complex signal and scattering in multilayered media". *Geophysics*. 1982. Vol. 47, p. 222-236.
- [54] MILLER, G., TODD, P., HEGDE, S. "Designing Neural Networks using genetic algorithms". *Third International Conference on Genetic Algorithms*. 1989. p. 379-384.

- [55] MINSKY, M., PAPERT, S. "Perceptrons". Cambridge, MA. MIT Press 1969.
- [56] MISITI, M., MISITI, Y.; OPPENHEIM, G.; POGGI, J. M. Wavelet Toolbox for use with Matlab®. The Math Works Inc. EEUU, 2004.
- [57] MIX, D., OLEJNICZAK, K. "Elements of Wavelets for Engineers and Scientists". John Wiley & Sons, Inc. ISBN 0-471-46617-4. EEUU, 1996.
- [58] NEWLAND, D. "Ridge and phase identification in the frequency analysis of transient signals by harmonic Wavelets". *Journal of Vibration and acoustic. Transactions of the ASME*. 1999, p. 149-155.
- [59] PAL, S., PAL, A. "Pattern Recognition – From Classical to Modern Approaches". World Scientific. ISBN 981-02-4684-6. Singapore, 2001.
- [60] PENG, Z. "Application of the Wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, vol 18, p. 199-221.
- [61] RAICH, A., CINAR, A. "Multivariate statistical methods for monitoring continuous processes: Assessment of discriminatory power disturbance models and diagnosis of multiple disturbances". *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1995, Vol. 48, p. 30-37.
- [62] RAICH, A., CINAR, A. "Statistical process monitoring and disturbance diagnosis in multivariable continuous processes". *AIChE J.*, 1996, Vol. 42, p. 995-1009.
- [63] ROSENBLATT, F. "The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain". *Psychological Review*. 1958. Vol. 65, p. 386-408.
- [64] RUBIO, H. "Caracterización de defectos localizados en sistemas mecánicos rotativos mediante análisis de vibraciones". *Tesis Doctoral*. Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Ingeniería Mecánica, 2003.
- [65] RUZZENE, M., FASANA, A., GARIBALDI, L., PIOMBO, B. "Natural frequencies and damping identification using Wavelet Transform: Application to real data". *Mechanical System and Signal Processing*. 1997. Vol. 11, p. 207-218.
- [66] SAMANTA, B., AL-BALUSHI, R. "Artificial Neural Network Based Fault Diagnostic of Rolling Element Bearings using Time-Domain Features" *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2003, vol. 17, p. 317-328.
- [67] SHAO, R., JIA, F., MARTIN, E., MORRIS, A: "Wavelets and non-linear Principal Component Analysis for process monitoring". *Control Engineering Practice*. 1997. Vol. 7, p. 865-879.
- [68] SMITH, J. "Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT)", W3K Publishing, <http://books.w3k.org/>, 2003, ISBN 0-9745607-0-7.

- [69] SORSA, T., KOIVO, H.N. "Application of Artificial Neural Networks in Process Fault Diagnosis". *Automatica*, 1993, Vol. 29, p. 843-849.
- [70] STASZEWSKI, W., TOMLINSON, G. "Application of the Wavelet Transform to fault detection in a spur gear". *Mechanical System and Signal Processing*. 1994. Vol. 8, p. 289-307.
- [71] STASZEWSKI, W. "Vibration data compression with optimal wavelet coefficients, genetic algorithms in engineering systems" *Innovations and Applications*. (Conference Publication). 1997. Vol. 446, p. 186-189.
- [72] SUN, Q., TANG, Y. "Singularity analysis using Continuous Wavelet Transform for bearing fault diagnosis". *Mechanical System and Signal Processing*. 2002. Vol. 16, p. 1025-1041.
- [73] TSE, P., PENG, Y., YAM, R. "Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis". *Journal of vibration and acoustic*. 2001, p. 303-310.
- [74] VILLE, J. "Theory et Application de la Notion de Signal Analytique". *Cables et Transmissions*. 1984. Vol. 20-A.
- [75] YAO, X., LIN, Y. "A new evolutionary system for evolving artificial neural networks". *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1997. Vol. 8, p. 694-713.
- [76] YEN, G.G., LIN, K.C. "Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring". *IEEE transactions on industrial electronics*. 2000, vol. 47, p. 650-667.
- [77] WANG, W., MCFADDEN, P. "Application of the Wavelet transform to gearbox vibration analysis". *American society of mechanical engineers. Petroleum division*. 1993, p. 13-20.
- [78] WANG, W., ISMAIL, F. GOLNARAGH, M. "Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements". *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, vol 15, p. 905-922.
- [79] WIDROW, B., HOFF, M. "Adaptive Switching Circuits". 1960 IRE WESCON Convention Record, New York IRE Part 4. 1960, p. 96-104.
- [80] WONG, L., CHEN, J. "Nonlinear and chaotic behaviour of structural behaviour of structural system investigated by Wavelet Transform techniques". *International Journal of Non-Linear Mechanics*. 2001. Vol. 36, p. 221-235.
- [81] ZADEH, L. "Fuzzy Sets". *Information and Control*. 1965. Vol. 8, p. 338-353.

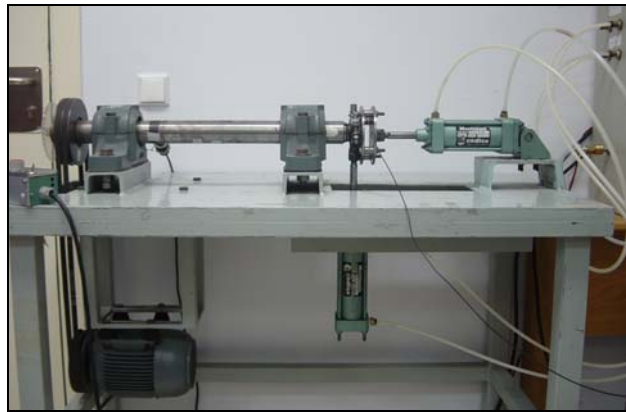
## **Sistema Experimental** **3**

## Capítulo 3. SISTEMA EXPERIMENTAL

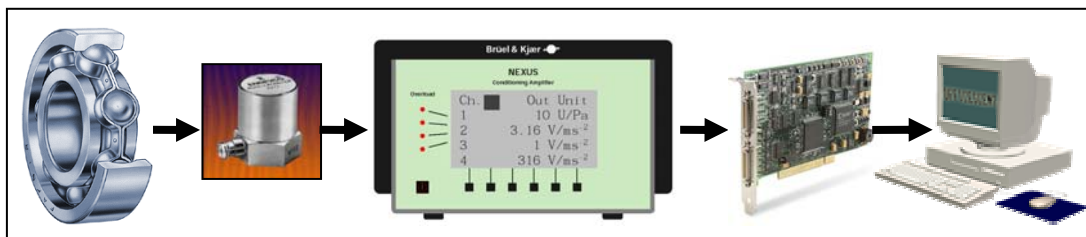
En el presente Capítulo, se detalla el ámbito experimental de la Tesis Doctoral, que sirve de base a la metodología propuesta de diagnóstico de defectos en rodamientos de bola. Para la realización de los ensayos experimentales, se cuenta con un banco de ensayos de rodamientos, descrito a continuación:

### 3.1 Descripción del banco de ensayos

La adquisición de señales vibratorias ha sido realizada en el banco de ensayos de rodamientos ilustrado en la figura 3.1, cortesía del Dpto. de Ing. Mecánica de la UNED, en el cual se encuentra instalado el rodamiento a ensayar, marca FAG, modelo 7206 B, dirigido con un motor eléctrico trifásico, y que recibe cargas radiales y axiales de 3 y 2,5 bar respectivamente, a través de dos cilindros neumáticos. Además, se conectó una sonda fototacométrica Brüel & Kjaer modelo MM024, con rango de frecuencias de 0-6 KHz, para medir la velocidad del eje principal. La cadena de medida se ilustra en la figura 3.2, y está formado por: un acelerómetro piezoeléctrico Brüel & Kjaer, modelo 4383, instalado en la pista externa fija del rodamiento, con un ancho de banda de 8,5 KHz y un equivalente de salida de 1 V/g, un amplificador NEXUS de Brüel & Kjaer, de cuatro canales, un ancho de banda de 140 KHz., y cuyos factores de amplificación pueden variar entre 1, 3.16, 10, 31.6 y 100 mV/ms<sup>-2</sup>, una tarjeta digitalizadora Keithley DAS-1200 de ocho canales, con una frecuencia de muestreo máxima de 1 MHz por canal, y un ordenador con microprocesador Pentium II a 200 MHz y 256 MB de RAM, equipado con el programa de adquisición de datos TestPoint<sup>®</sup>[8].



**Figura 3.1** Bancada de ensayos de rodamientos

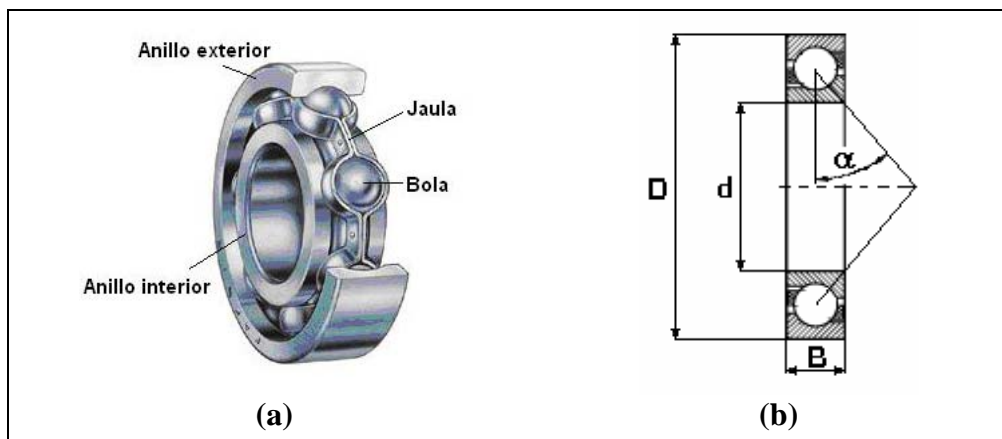


**Figura 3.2** Cadena de Medida para el Banco de ensayos de rodamientos

### 3.2 El rodamiento de bolas

Los rodamientos son elementos mecánicos de apoyo que se utilizan, por lo general, para permitir el movimiento de un eje de rotación. Hasta el año 1940, el diseño y aplicación de rodamientos podría considerarse más un arte que una ciencia, ya que se conocía muy poco acerca del fenómeno físico que ocurre durante su operación [1]. Desde entonces, ha tenido lugar un avance significativo de ritmo exponencial hasta nuestros días. Actualmente, la mayoría de la información técnica relativa al comportamiento de los rodamientos, se presenta en los catálogos de los fabricantes [3, 4], y se basa en las publicaciones del Instituto Nacional de Estándares Americano (ANSI), Organización Internacional de Estándares (ISO), u otras similares.

Un rodamiento consiste en dos aros o anillos (interior y exterior), entre los cuales se aloja una jaula o separador, que previene el contacto entre los elementos rodantes (bolas o rodillos). La figura 3.3 (a), ilustra un rodamiento de bolas típico, mientras que la figura 3.3 (b) muestra un diagrama del rodamiento de bolas de contacto angular fabricado por FAG, modelo 7206 B, utilizado en los ensayos, y cuyos parámetros geométricos de diseño mas importantes, se detallan en la Tabla 3.1.



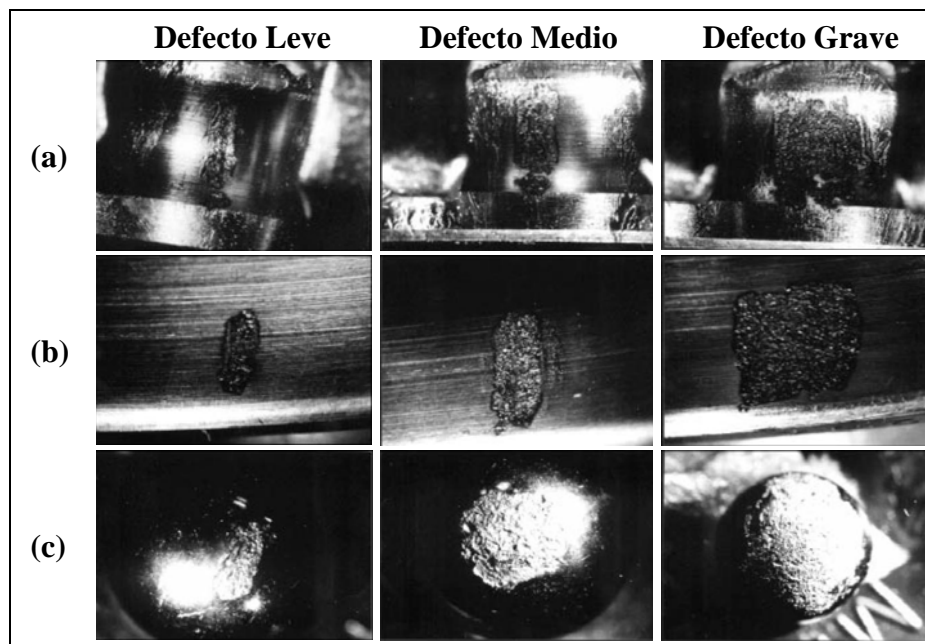
**Figura 3.3** (a) Rodamiento típico de bolas [3]  
(b) Rodamiento de bolas de contacto angular FAG 7206 B [4]

**Tabla 3.1** Especificaciones del Rodamiento FAG 7206 B

Angulo de Contacto ( $\alpha$ )	40°
Capacidad Estática de Carga	14,1 kN
Capacidad Dinámica de Carga	20,4 kN
Peso	202 g
Diámetro Externo (D)	62 mm
Diámetro Interno (d)	30 mm
Ancho (B)	16 mm
Diámetro de las Bolas	9,6 mm
Número de Bolas (n)	13

### 3.2.1 Defectos en rodamientos

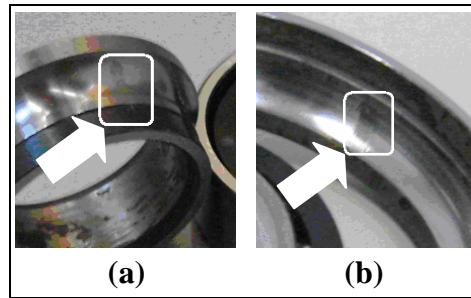
Los rodamientos son uno de los elementos de máquinas más activos. A menudo se les exige altas velocidades, altas cargas y fiabilidad. El defecto es un proceso continuo que aumenta los niveles de temperatura, ruido y vibración del rodamiento y sus adyacencias. La figura 3.4 ilustra defectos reales de desconchado en partes de rodamientos, utilizados por Rubini [5] para estudios de diagnóstico de defectos.



**Figura 3.4** Desconchado en rodamientos (a) Pista interna, (b) Pista externa y (c) Bola

La principal causa de defectos en rodamientos, es el fenómeno conocido como “flaking” o “spalling” (descascarillado o desconchado) [6], que surge cuando la fatiga en las superficies de contacto genera un esfuerzo de cortadura cíclico, el cual produce un defecto incipiente en la parte inferior de la superficie que soporta la carga. Después de algún tiempo de operación, estos esfuerzos causan grietas bajo la superficie de las pistas o los elementos rodantes, y se extienden gradualmente hacia la superficie. Conforme se aplica carga sobre los fragmentos agrietados del material, se produce la rotura y el desprendimiento.

Para estimar la influencia del estado de un rodamiento en el sistema mecánico que lo contiene, y a falta de rodamientos defectuosos verdaderos, se hace necesario reproducir artificialmente los defectos, actividad que particularmente se ha realizado mediante un punzón eléctrico. En la figura 3.5, se ilustran los defectos incipientes de aproximadamente 8 mm. de longitud, inducidos en las pistas de los rodamientos, en dirección perpendicular al movimiento de las bolas sobre las pistas. En la figura 3.5 (a) se muestra el defecto en pista interna, con un espesor de 2 mm., y en la figura 3.5 (b), se ilustra el defecto en pista externa de 5 mm. de espesor. Para inducir el defecto en bola, se provocaron múltiples ralladuras al elemento rodante a lo largo de su superficie.



**Figura 3.5** Defectos incipientes inducidos en partes del rodamiento FAG 7206 B  
(a) Pista interna y (b) Pista externa

### 3.3 Metodología experimental

Utilizando el Sistema experimental detallado anteriormente, se han obtenido cuatro tipos de condiciones o “clases” del sistema experimental:

- (i) Rodamientos en condiciones normales (N).
- (ii) Rodamientos con defecto en pista interna (I). *Espesor: 2mm.*
- (iii) Rodamientos con defecto en bola (B). *Múltiples ralladuras*
- (iv) Rodamientos con defecto en pista externa (E). *Espesor: 5 mm.*

Todas estas condiciones han sido adquiridas para tres velocidades de rotación del eje del rodamiento, medidas en revoluciones por minuto (RPM), a saber:

- (a) 600 RPM.
- (b) 1200 RPM.
- (c) 1800 RPM.

#### 3.3.1 Elección de la frecuencia de muestreo

La frecuencia de muestreo para la adquisición de datos, debe ser acorde a la tarjeta digitalizadora utilizada, que tiene una restricción de 1 MHz., y a la banda de frecuencia que se desea analizar. Siguiendo la teoría de Nyquist [2, 7], al adquirir una señal con una frecuencia de muestreo determinada, la máxima componente de frecuencia presente en la señal, denominada “Límite de Nyquist ( $L_{nyq}$ )”, resulta ser la mitad de tal frecuencia de muestreo.

Uno de los criterios tradicionales para la determinación de componentes de frecuencia de interés en rodamientos, se basa en hallar las frecuencias características de rodamientos (BCF). En el capítulo 4, se detallan tales valores para los tres tipos de condición defectuosa y las tres velocidades de rotación analizadas. El caso más crítico, corresponde al rodamiento con defecto en pista externa, que gira a 1800 RPM, en el cual se alcanzan los 258 Hz.

Sin embargo, también es preciso considerar que, bandas de frecuencias de señales adquiridas pueden descomponerse a través del Análisis Wavelet, para luego adaptarse a un rango específico, como se detalla en el Capítulo 4, para el apartado 4.3 de selección de patrones.



En este sentido, se establece una frecuencia de muestreo de 5000 Hz., lo que produce un “Límite de Nyquist ( $L_{nyq}$ )” de 2500 Hz. en las señales adquiridas. Este valor es casi diez veces superior a la componente de frecuencia más crítica (258 Hz.), por lo que no restringe la aparición de tales componentes en el proceso de diagnóstico.

### 3.3.2 Tamaño de la señal experimental

Cada señal debe ser una muestra representativa de cada defecto en particular; y se parte de una cantidad de datos cercana a la correspondiente a un giro del rodamiento (cada 360° de giro de la pista interna, con respecto a un elemento concéntrico fijo). Con este criterio, se aumenta la posibilidad de encontrar un indicador del defecto en la señal, por medio del efecto que éste produzca durante la rotación.

Dada la velocidad de giro del rodamiento ( $\omega$ ), y la frecuencia de muestreo ( $\Delta$ ), la cantidad de muestras necesarias ( $Nm$ ) para registrar un giro del rodamiento viene dada por la ecuación (3.1).

$$Nm = \frac{\Delta}{\omega} \quad (3.1)$$

Similarmente, el tiempo que tarda el rodamiento en completar una vuelta ( $tv$ ), se puede calcular con la ecuación (3.2).

$$tv = \frac{1}{w(Hz.)} \quad (3.2)$$

En la Tabla 3.2, se comprueba el número de muestras necesarias, para registrar por lo menos un giro del rodamiento. El caso más crítico es obviamente la velocidad más lenta (600 RPM).

**Tabla 3.2** Muestras necesarias para registrar un giro completo del rodamiento a diferentes velocidades de rotación, con las frecuencias de muestreo individuales

$\omega (RPM)$	$\omega (Hz)$	$tv (s)$	$Nm$
600	10	0.1	500
1200	20	0.05	250
1800	30	0.0333	167

De acuerdo a la Tabla 3.2, para registrar un giro del rodamiento, las señales adquiridas a una velocidad de rotación de 600 RPM deben de tener al menos 500 datos, mientras que para una velocidad de 1200 RPM, basta con 250, y para 1800 RPM, es suficiente con tener 167 datos.

Por razones asociadas al diseño de clasificadores inteligentes, que se detallan en el capítulo 5, se establece una longitud de la señal igual a 256 datos, para todas las pruebas. Este valor no permite que, las señales adquiridas a 600 RPM, registren un giro completo del rodamiento, pero como se verá en el Capítulo siguiente, no deja de aportar información relevante acerca del fenómeno en estudio.

El número de giros ( $Ng$ ) que realizan los rodamientos estudiados, a las distintas velocidades de rotación, está dado por la ecuación (3.3). En la Tabla 3.3 se presenta claramente el número de revoluciones registradas para cada caso, con el número de muestras establecido (256).

$$Ng = \frac{\omega Nm}{\Delta} \quad (3.3)$$

**Tabla 3.3.** Número de revoluciones totales registradas para cada señal de 256 datos

$\omega$ (RPM)	$\omega$ (Hz)	$Nm$	$Ng$
600	10	256	0.512
1200	20	256	1.024
1800	30	256	1.536

Como puede observarse en la tabla anterior, para el caso de las señales adquiridas a 600 RPM, se registra un poco mas de media vuelta del rodamiento en operación, mientras que para las señales correspondientes a velocidades de giro de 1200 y 1800 RPM, se registran poco mas de una vuelta, y vuelta y media respectivamente.

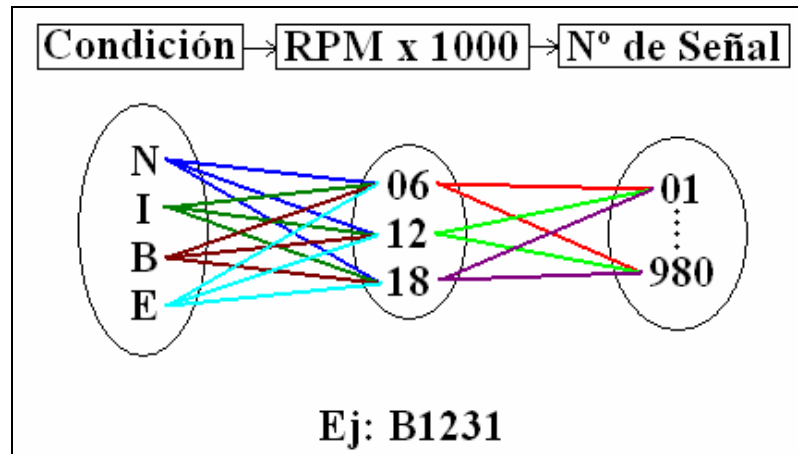
El proceso de ensayos previamente detallado, se ha realizado en 196 rodamientos<sup>\*</sup>, incluyendo 49 rodamientos por cada condición en particular. Adicionalmente, cada uno de los rodamientos ha sido ensayado un total de veinte (20) veces, formando la misma cantidad de subgrupos de ensayo, y un total de 3920 señales. Para ordenar esta serie de grupos de ensayo, se proporciona la Tabla 3.4.

**Tabla 3.4.** Organización de los ensayos en subgrupos

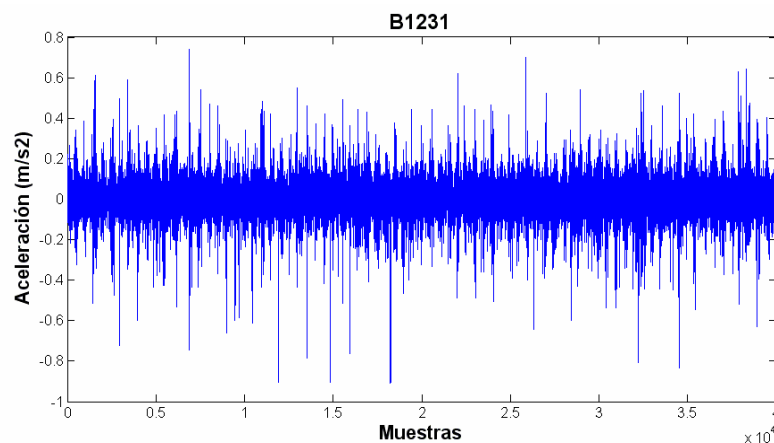
Condición	Cantidad de Rodamientos	Subgrupos de ensayo	Total (señales)
Normales	49	20	980
Defecto en Pista Interna	49	20	980
Defecto en Bola	49	20	980
Defecto en Pista Externa	49	20	980
<b>Total</b>	<b>196</b>		<b>3920</b>

\* El número total de rodamientos comprende 3 grupos fundamentales que permiten evaluar la sensibilidad del clasificador a la cantidad de datos. Ver Tabla 5.3.

La nomenclatura a seguir para la identificación de las señales experimentales, se indica en la figura 3.6. A modo de ejemplo, en la figura 3.7 se representa gráficamente un rodamiento con defecto en bola, que gira a 1200 RPM, y cuyo número correlativo es 31 (**B1231**).



**Figura 3.6** Nomenclatura de señales experimentales



**Figura 3.7** Representación gráfica de la señal B1231

## Referencias

---

- [1] HARRIS, T. “Rolling Bearing Analysis”. Fourth Edition. John Wiley & Sons, Inc. ISBN 0-471-35457-0. EEUU, 2001.
- [2] MIX, D., OLEJNICZAK, K. “Elements of Wavelets for Engineers and Scientists”. John Wiley & Sons, Inc. ISBN 0-471-46617-4. EEUU, 1996.
- [3] Página Web oficial de Timken Company. Disponible en Internet: <http://www.timken.com/>
- [4] Página Web oficial de FAG brand. Disponible en Internet: <http://www.fag.com/>
- [5] RUBINI, R., MENEGHETTI U. “Application of the envelope and Wavelet transform analysis for the diagnosis of incipient faults in ball bearings”. Mechanical Systems and Signal Processing. 2001, Vol 15, p. 287-302.
- [6] RUBIO, H. “Caracterización de defectos localizados en sistemas mecánicos rotativos mediante análisis de vibraciones”. *Tesis Doctoral*. Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Ingeniería Mecánica, 2003.
- [7] SMITH, J. “Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT), W3K Publishing, <http://books.w3k.org/>, 2003, ISBN 0-9745607-0-7.
- [8] TestPoint™. “Techniques and reference”, Fourth Edition. Capital Equipment Corporation, 1999.

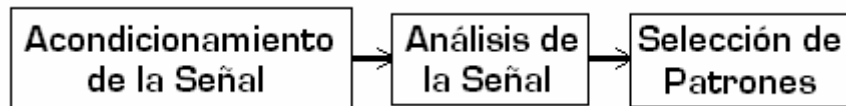
## **Procesamiento de las Señales 4**

## Capítulo 4. PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES

---

Una vez completado el proceso de adquisición de medidas vibratorias, es preciso plantear el procedimiento de procesamiento de señales, que se aborda en esta Tesis Doctoral mediante el Análisis Wavelet, y que persigue la extracción de patrones en la señal. Para la aplicación de la Transformada Wavelet Discreta (DWT), ha sido utilizado el programa MATLAB<sup>®</sup>, que proporciona los códigos para la ejecución del Análisis Multiresolución (MRA), que genera la Descomposición Wavelet.

La aplicación de este tipo de análisis genera vectores de coeficientes Wavelet para cada señal estudiada, a diferentes niveles de descomposición, como se presenta en la figura 2.6, del apartado 2.3.3. Tales coeficientes se consideran “patrones” de las señales en cuestión, y pueden servir de entrada a una red neuronal para su clasificación posterior. El procesamiento de las señales experimentales se realiza en diferentes etapas, las cuales se ilustran en la figura 4.1, y que se detallan a continuación:



**Figura 4.1** Esquema del Procesamiento de Señales Experimentales

### 4.1 Acondicionamiento de la señal

Cada señal de 256 datos debe preprocesarse para ser tratada a la misma escala y en las mismas condiciones que todas las demás, esto es debido al factor de amplificación utilizado en la fase de adquisición. Debido a que los factores de amplificación varían entre 1, 3.16, 10, 31.6 y 100 mV/ms<sup>-2</sup>, es necesario tomar uno de ellos como referencia de las demás señales. De este modo, se ha considerado utilizar el mayor valor de ellos (100 mV/ms<sup>-2</sup>), para el acondicionamiento y análisis de la señal, por motivos de visualización de los datos en el programa MATLAB<sup>®</sup>.

Siendo la señal previamente amplificada  $S_{ip}$  y la señal acondicionada  $S_i$ , la relación entre las mismas es la siguiente:

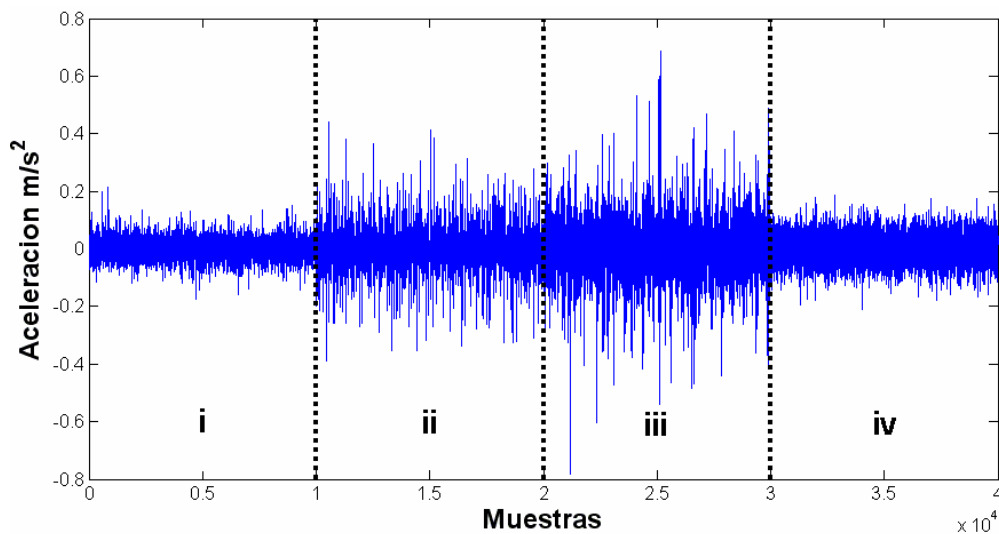
$$S_i = \frac{A_{ref}}{A_i} S_{ip} \quad (4.1)$$

Donde:

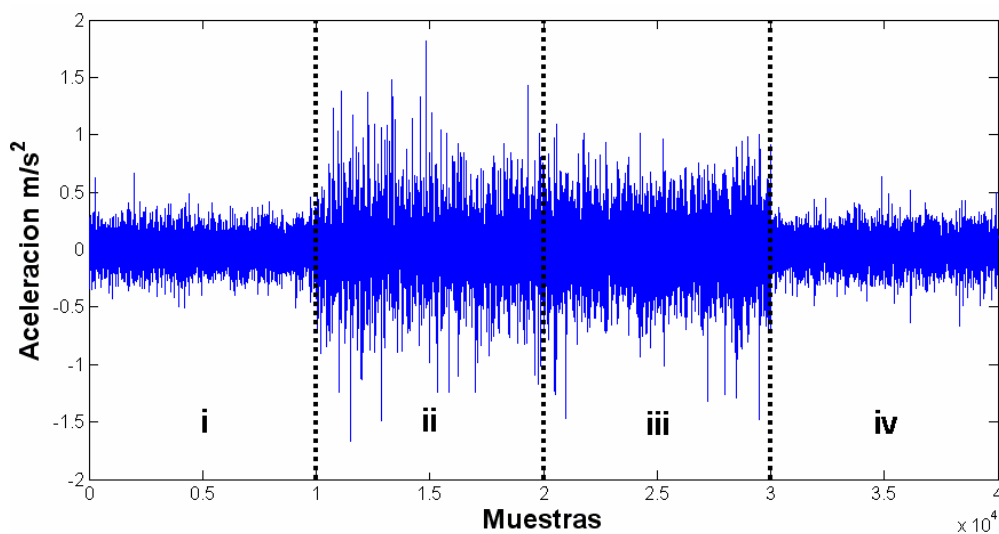
$A_{ref}$  es el factor de amplificación de referencia  
 $A_i$  es el factor de amplificación de la señal  $S_{ip}$

En las figuras 4.2-4.4, se presenta un extracto de las señales adquiridas a distintas RPM, lo que permite visualizar algunas diferencias en el dominio temporal, de acuerdo a la presencia o no de defectos en los rodamientos estudiados.

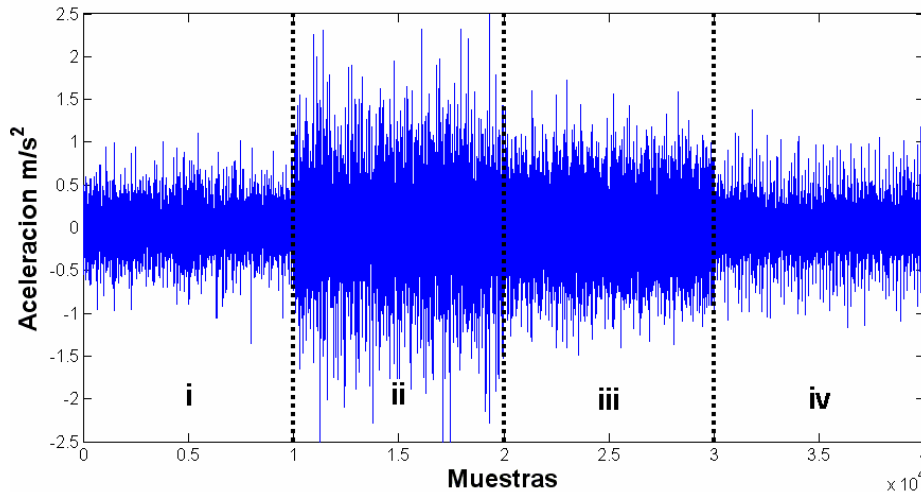
Cada una de estas imágenes se divide en cuatro cuadrantes; el primero de ellos, contiene la señal de un rodamiento sin defecto, o en estado “Normal”, y presenta la menor amplitud de todas las señales representadas, aunque similar a la ubicada en el cuarto cuadrante, correspondiente al rodamiento con defecto en pista externa, de la cual llega a diferenciarse sólo a 600 RPM. En el segundo cuadrante, se presenta la señal correspondiente a un rodamiento con defecto en su pista interna, y cuya amplitud resulta ser la mayor de todas las señales a 1200 y 1800 RPM. Para el tercer cuadrante se introducen las señales de un rodamiento con defecto en bola, que llega a ser la señal de mayor amplitud a 600 RPM, y que supera en amplitud a las señales correspondientes a defecto en pista externa y condición normal para todas las velocidades de giro.



**Figura 4.2** Señales temporales de cada condición estudiada a 600 RPM  
(i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 4.3** Señales temporales de cada condición estudiada a 1200 RPM  
(i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



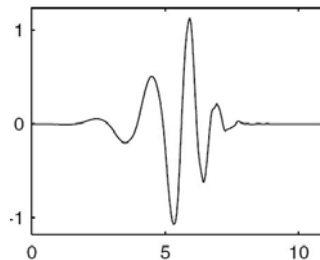
**Figura 4.4** Señales temporales de cada condición estudiada a 1800 RPM  
(i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa

## 4.2 Análisis de la señal mediante la DWT-MRA

Posteriormente al acondicionamiento de la señal, es necesario realizar un procesamiento de la señal para extraer los rasgos característicos que permitan diferenciarlas entre sí. Este procesado está basado en los fundamentos teóricos del Análisis Wavelet explicados en el apartado 2.3.3, en particular de la descomposición Wavelet, que proporciona el Análisis Multiresolución.

### 4.2.1 Introducción al proceso de análisis DWT-MRA

Para la implementación de la DWT-MRA, se ha seleccionado el nivel 5 de descomposición y la Wavelet madre Daubechies 6 (db6), ilustrada en la figura 4.5, dada su condición de ortonormalidad, y amplio uso en estudios relacionados [1, 2]. Cabe destacar que, no existe ningún procedimiento que permita seleccionar un tipo de Wavelet madre o nivel de descomposición para una tarea específica, y la experiencia de trabajos anteriores demuestran que los resultados no presentan una variabilidad alta según la elección de una u otra Wavelet madre ortonormal [3].



**Figura 4.5** Wavelet Daubechies 6

El resultado de la aplicación del procedimiento es la descomposición de la señal original en distintas señales, que están representadas a través de coeficientes Wavelet y que comprenden varias bandas de frecuencia, como muestra la Tabla 4.1. Un procedimiento similar se presenta en la figura 2.6 del apartado 2.3.3, correspondiente a una señal muestreada a  $2\pi$  rad/s, con tres niveles de descomposición Wavelet.

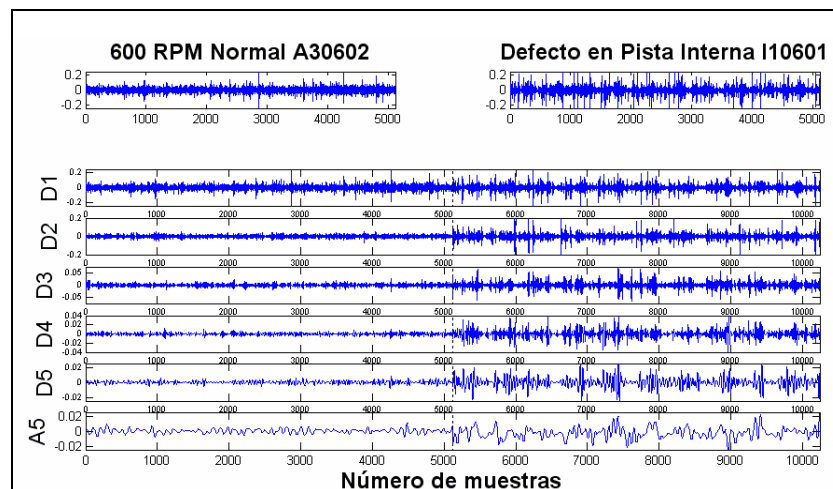


**Tabla 4.1** Bandas de Frecuencia para la descomposición Wavelet de nivel 5 de una señal muestreada a 5000 Hz

Coeficientes	Reconstrucción Parcial	Banda de Frecuencia (Hz)
<i>Coeficientes de Detalle 1</i> (D <sub>C1</sub> )	<i>Señal de Detalle 1</i> (D <sub>1</sub> )	1250-2500
<i>Coeficientes de Detalle 2</i> (D <sub>C2</sub> )	<i>Señal de Detalle 2</i> (D <sub>2</sub> )	625-1250
<i>Coeficientes de Detalle 3</i> (D <sub>C3</sub> )	<i>Señal de Detalle 3</i> (D <sub>3</sub> )	312,5-625
<i>Coeficientes de Detalle 4</i> (D <sub>C4</sub> )	<i>Señal de Detalle 4</i> (D <sub>4</sub> )	156,25-312,5
<i>Coeficientes de Detalle 5</i> (D <sub>C5</sub> )	<i>Señal de Detalle 5</i> (D <sub>5</sub> )	78,125-156,25
<i>Coeficientes de Aproximación 5</i> (A <sub>C5</sub> )	<i>Señal de Aproximación 5</i> (A <sub>5</sub> )	0-78,125

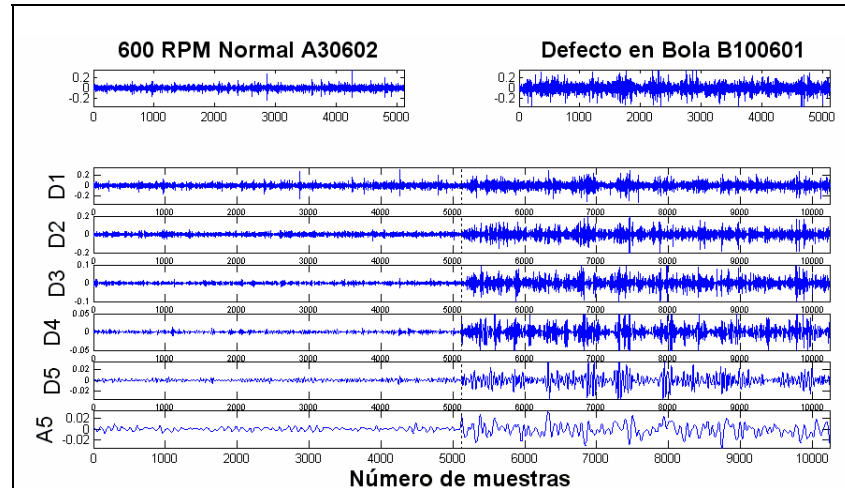
Como ya se explicó en el apartado 2.3.3, estos coeficientes pueden someterse a un proceso de síntesis a través de bancos de filtros, dando lugar a señales parcialmente reconstruidas (D<sub>1</sub>, D<sub>2</sub>, D<sub>3</sub>, D<sub>4</sub>, D<sub>5</sub> y A<sub>5</sub>), que se ubican en el mismo rango de frecuencia de los coeficientes.

Los algoritmos de análisis y síntesis mediante la DWT-MRA, se desarrollan en el entorno MATLAB®. A modo de visualización previa de la técnica de procesamiento, en las siguientes nueve figuras (4.6-4.14), se presenta una comparación entre las distintas reconstrucciones parciales en diferentes bandas de frecuencia, para señales del conjunto de muestras de rodamientos normales y defectuosos, a las tres diferentes velocidades de rotación estudiadas, lo que permite realizar una identificación visual y verificar algunas diferencias cualitativas y cuantitativas entre las señales originales a nivel temporal, que se muestran en la parte superior de la figura, y entre diferentes niveles de frecuencia, a través de las reconstrucciones parciales de la señal original.

**Figura 4.6** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento sin defecto y otro con defecto en su pista interna para 600 RPM

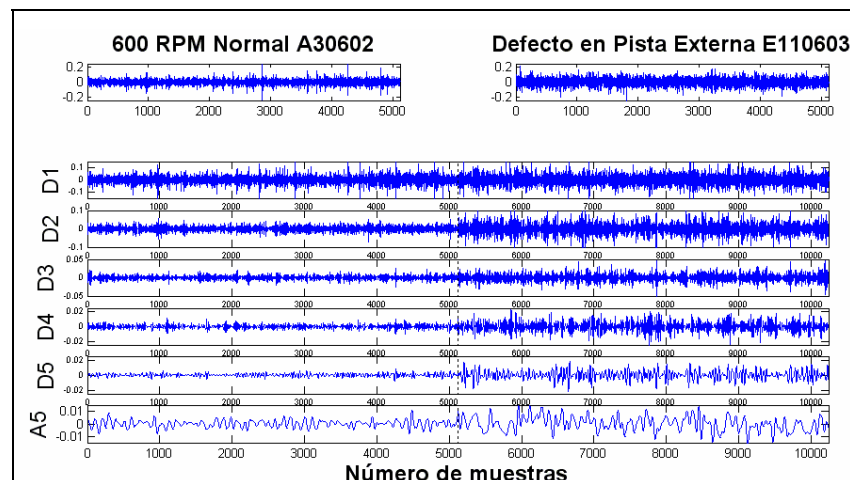
En la figura 4.6 se observa el resultado de la aplicación de la DWT-MRA y posterior síntesis, a una señal correspondiente a un rodamiento normal, y a otra correspondiente a un rodamiento con defecto en su pista interna, ambas para una velocidad de giro de 600 RPM.

En la figura 4.7 se ilustra el resultado de la aplicación de la DWT-MRA y posterior síntesis, a una señal correspondiente a un rodamiento normal, y a otra correspondiente a un rodamiento con defecto en bola, ambas para una velocidad de giro de a 600 RPM.



**Figura 4.7** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento sin defecto y otro con defecto en bola para 600 RPM

Para finalizar con la velocidad de giro de 600 RPM, en la figura 4.8 se observa la diferencia de la aplicación de la DWT-MRA y posterior síntesis, entre una señal correspondiente a un rodamiento normal y otra correspondiente a un rodamiento con defecto en pista externa.

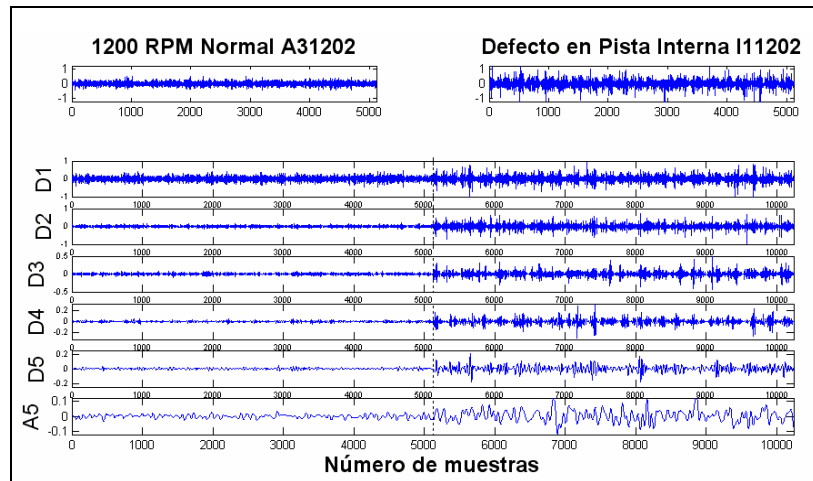


**Figura 4.8** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista externa para 600 RPM

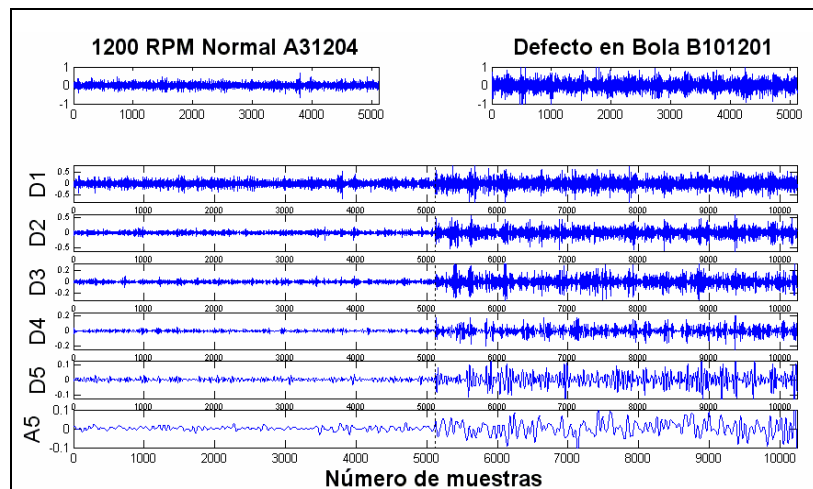
En todos los niveles de descomposición, existen diferencias notables de forma y amplitud de las señales consideradas, lo que confirma que la DWT-MRA es capaz de extraer información de las señales en estudio, al separar diferentes bandas de frecuencia del espectro general de la señal.

De manera general, un rodamiento defectuoso presenta picos de amplitud mayores que los de un rodamiento normal, en todos los niveles de descomposición. Cabe destacar que, a medida que aumenta el nivel de descomposición, la señal presenta mayor claridad en los impulsos vibratorios, lo que se verifica en señales como D<sub>5</sub> ó D<sub>4</sub>.

En la figura 4.9 se observa el procedimiento anterior, aplicado a una señal correspondiente a un rodamiento normal, y a otra de un rodamiento con defecto en su pista interna, ambas para una velocidad de giro de 1200 RPM. Mientras que en la figura 4.10, se ilustra el proceso para una señal correspondiente a un rodamiento normal, y a otra correspondiente a un rodamiento con defecto en bola, ambas a 1200 RPM.

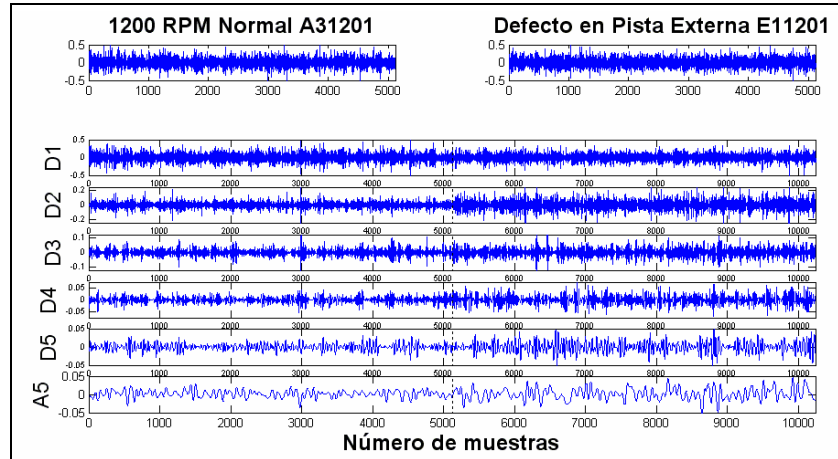


**Figura 4.9** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista interna para 1200 RPM



**Figura 4.10** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en bola para 1200 RPM

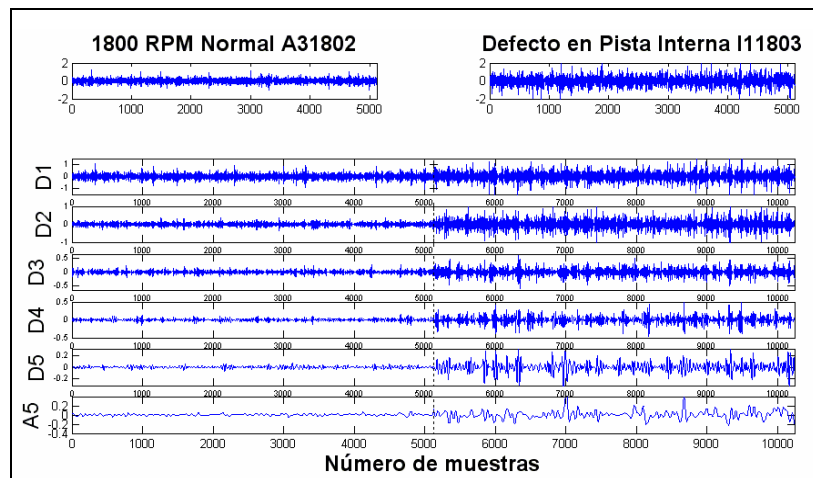
En las figuras 4.9 y 4.10, se observa que las reconstrucciones parciales correspondientes a una velocidad de giro de 1200 RPM, presentan una forma de onda similar a la de las señales análogas adquiridas a una velocidad de giro de 600 RPM, presentadas en las figuras 4.6-4.7, aunque superan entre cuatro y diez veces la amplitud de sus picos. En la figura 4.11, se observa el procesamiento de una señal correspondiente a un rodamiento normal y otra correspondiente a un rodamiento con defecto en su pista externa, ambas para 1200 RPM.



**Figura 4.11** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista externa para 1200 RPM

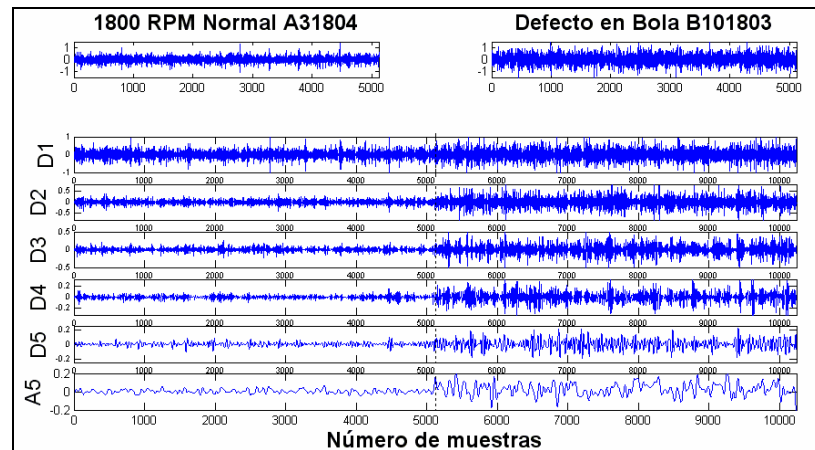
De la figura 4.11 se verifica que los picos de las señales mostradas, superan entre dos y cinco veces la amplitud de los picos de las señales análogas a 600 RPM, presentadas en la Figura 4.8. Esto indica que el comportamiento del rodamiento al doble de la velocidad de rotación, es altamente no-lineal en las diferentes bandas de frecuencia, ya que no presenta una variación proporcional en amplitud de vibración.

Por último, las siguientes tres figuras (4.12, 4.13 y 4.14), corresponden a la aplicación de la DWT-MRA y posterior síntesis, a los tres tipos de condición estudiada para una velocidad de giro de 1800 RPM.



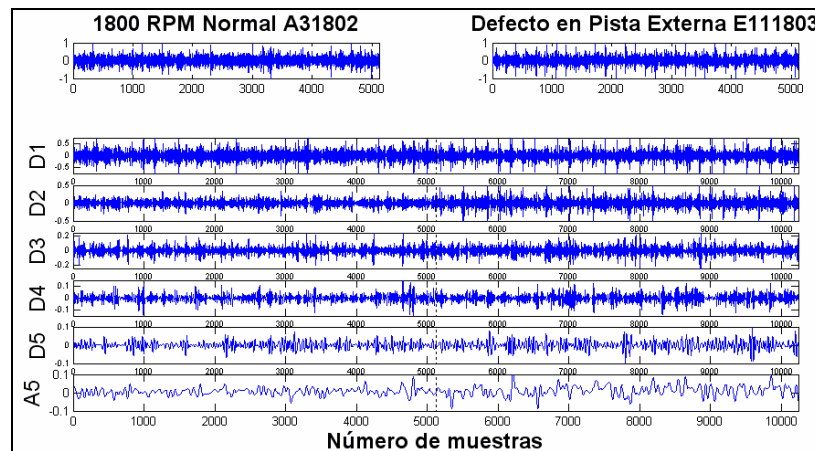
**Figura 4.12** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista interna para 1800 RPM

Para la figura 4.12, se detalla que las señales original adquiridas a 1800 RPM presentan una forma similar a las señales de 600 y 1200 RPM, aunque tienen una amplitud que duplica a las señales análogas adquiridas a 1200 RPM. Adicionalmente, el comportamiento que se observa en las bandas de frecuencia resulta desordenado, ya que en algunas bandas como  $D_3$ , se mantienen aproximadamente constantes las amplitudes de los picos. En el resto de bandas de frecuencia, la diferencia se incrementa hasta un máximo de tres veces, a favor de los rodamientos ensayados a mayores RPM.



**Figura 4.13** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en bola para 1800 RPM

En la figura 4.13, que presenta dos señales adquiridas a 1800 RPM, correspondientes a un rodamiento normal y a un rodamiento con defecto en bola, se verifica que el rodamiento con defecto en bola no presenta mayor variación en la señal original, en relación a la señal adquirida a 1200 RPM, que se detalla en la figura 4.10. Sin embargo, la amplitud de los picos de las señales reconstruidas parcialmente, presentan una variación de hasta el doble de las señales análogas a 1200 RPM, excluyendo casos en que permanece relativamente constante, como  $D_2$  y  $D_4$ .



**Figura 4.14** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en pista externa para 1800 RPM

Por último, la figura 4.14, que relaciona una señal de un rodamiento normal, y otro con defecto en su pista externa, a una velocidad de 1800 RPM, no muestra una diferencia significativa entre las señales originales, mostradas en la parte superior. Sin embargo, se verifica que la señal correspondiente al defecto en pista externa presenta mayor cantidad de impulsos vibratorios, originados por la continua interacción de los elementos rodantes con el defecto en la pista externa del rodamiento. En cuanto a la forma de onda, el comportamiento en las bandas de frecuencia es similar al presentado por las señales análogas a 1200 RPM, hallado en la figura 4.11, aunque los impulsos vibratorios se destacan mejor a una mayor velocidad del rodamiento, superando hasta dos veces la amplitud en la mayoría de los niveles.

#### 4.2.2 Bandas de frecuencia

En las nueve figuras anteriores, están presentes diferentes bandas de frecuencia que se detallaron en la Tabla 4.1. En el proceso de DWT-MRA, existe una relación entre la banda de frecuencia a la que pertenece cada nivel de descomposición, y la componente máxima de frecuencia presente en las señales experimentales, dada por el “Límite de Nyquist ( $L_{nyq}$ )”.

Así, los niveles de descomposición están estrechamente relacionados con el Límite de Nyquist, y cada uno de los niveles de descomposición, estarán dados por las ecuaciones (4.2) y (4.3):

$$bfa_j = \left[ 0, \frac{L_{nyq}}{2^j} \right] \quad (4.2)$$

$$bfd_j = \left[ \frac{L_{nyq}}{2^j}, \frac{L_{nyq}}{2^{j-1}} \right] \quad (4.3)$$

Donde:

$bfa_j$  Banda de frecuencia para nivel de descomposición  $j$  en aproximación.

$bfd_j$  Banda de frecuencia para nivel de descomposición  $j$  en detalle.

$L_{nyq}$  Límite de Nyquist.

#### 4.2.3 Reconstrucción de la Señal

La señal original puede ser reconstruida sumando las contribuciones parciales de todos los niveles de detalle y el último nivel de aproximación, como se presentó en el apartado 2.3.3, relacionado con la Síntesis de la DWT-MRA, mediante la ecuación (4.4), presentada por Loparo [2].

$$S = A_J + \sum_{j \leq J} D_j \quad (4.4)$$

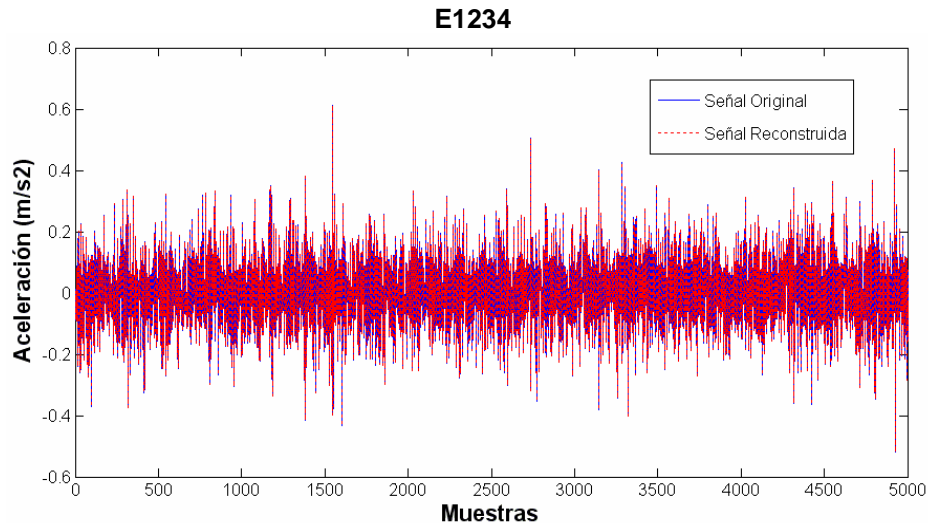
Donde:

$S$	Señal original
$J$	Último Nivel de descomposición utilizado
$j$	Niveles de descomposición anteriores a $J$ .
$D_j$	Nivel de detalle del $j$ -ésimo nivel de descomposición

La ecuación (4.4) podría escribirse para el caso de esta Tesis Doctoral, como la ecuación (4.5), ya que se presenta un análisis de cinco niveles de descomposición:

$$S = A_5 + \sum_{j \leq 5} D_j = A_5 + D_5 + D_4 + D_3 + D_2 + D_1 \quad (4.5)$$

En las figuras (4.6-4.14), se detallan cada uno de los niveles necesarios para llevar a cabo la reconstrucción de la señal original, proceso que ha originado un error cuadrático medio (MSE) muy pequeño en la reconstrucción de distintas señales experimentales, de un valor máximo de  $1 \times 10^{-13}$ . Esta característica de la reconstrucción Wavelet se ilustra en la figura 6.15, dada la señal experimental E1234, y se observa que una señal está prácticamente sobre la otra, ya que el error es despreciable.



**Figura 4.15** Comparación de la señal E1234, original y reconstruida

### 4.3 Selección de patrones

Los patrones o “rasgos característicos” que presenta cada condición del rodamiento en particular, son la base del proceso de clasificación que se realiza a posteriori. Por este motivo, tales patrones han de tener características apreciablemente diferenciadas entre sí, logrando de esta forma caracterizar al defecto o condición.

También es importante destacar que los modelos de clasificación propuestos en la presente Tesis Doctoral, son sensibles a la cantidad de datos que se presenten como “entrada” del sistema. Para sistemas complejos, una gran cantidad de información puede afectar en alto grado el rendimiento del clasificador [4].

La información de cada defecto en particular depende del resultado de la aplicación de la DWT-MRA, y se descompone en diferentes bandas de frecuencia. Con este esquema, es complicado trabajar con diferentes bandas de frecuencia a la vez, ya que la cantidad de información que se maneja es muy alta y el sistema no responde adecuadamente. Por tanto, es preciso seleccionar aquella banda de frecuencia que presente una buena diferenciación, y que proporcione una cantidad de datos aceptable.

Para definir una longitud de datos óptima para la clasificación, es preciso aclarar que no todos los niveles de descomposición presentan la misma cantidad de coeficientes. Las ecuaciones (4.6) y (4.7) permiten determinar el número de coeficientes para un nivel preestablecido de una descomposición Wavelet. La ecuación (4.6) resuelve el caso para el primer nivel de descomposición, y la ecuación (4.7), lo hace para todos los demás niveles.

$$N_{coef}(j=1) = \frac{L_s}{2} + 5 \quad (4.6)$$

$$N_{coef}(j) = \frac{N_{coef}(j-1)}{2} + 5 \quad ; j > 1 \in \mathbb{Z}^+ \quad (4.7)$$

Donde:

$L_s$  Longitud de la Señal original (256)

$j$  Nivel de descomposición.

$N_{coef}(j)$  Número de coeficientes del  $j$ -ésimo nivel de descomposición

Según las ecuaciones (4.6) y (4.7), es posible determinar la cantidad de coeficientes para el desarrollo presentado en el apartado 4.2. La Tabla 4.2, presenta el número de coeficientes que se obtiene del análisis DWT-MRA.

**Tabla 4.2** Número de Coeficientes para la descomposición Wavelet de nivel 5 de una señal de 256 datos

Coeficientes	$N_{coef}$
<i>Coeficientes del Nivel 1</i> (Dc <sub>1</sub> )	133
<i>Coeficientes del Nivel 2</i> (Dc <sub>2</sub> )	72*
<i>Coeficientes del Nivel 3</i> (Dc <sub>3</sub> )	41
<i>Coeficientes del Nivel 4</i> (Dc <sub>4</sub> )	26*
<i>Coeficientes del Nivel 5</i> (Dc <sub>5</sub> y Ac <sub>5</sub> )	18

\* Nota: La aplicación de las ecuaciones (4.6) y (4.7), no generan necesariamente un número entero, y el algoritmo toma como resultado el entero superior inmediato.



En cuanto al número de datos, los primeros candidatos a formar parte del conjunto de posibles “bandas patrón”, son los coeficientes pertenecientes al último nivel de descomposición, concretamente, al nivel 5 ( $D_{C5}$  y  $A_{C5}$ ), esto es debido a que son los que poseen menor número de datos (18).

Sin embargo, para establecer un criterio de selección acertado, se presentan dos alternativas, la primera de ellas, analizar de manera teórica cuál de las bandas de frecuencia puede aportar una información relevante teniendo en cuenta la velocidad de giro y la geometría del elemento mecánico, y la segunda, visualizar el conjunto de las distintas bandas de frecuencia para determinar en cuales de ellas el comportamiento es diferenciado.

Existen bases teóricas que permiten predecir parte del comportamiento en frecuencia de un componente mecánico, como un rodamiento. En particular, los rodamientos tienen distintas frecuencias características cuando poseen un determinado defecto. Sin embargo, su identificación suele ser complicada y por lo general es necesario que un experto efectúe la detección del fallo. También es preciso advertir, que, como la clase de defecto estudiado es de carácter incipiente, es especialmente complicado que en ocasiones una frecuencia característica esté presente en el espectro de la señal, y ésta suele ser procesada con otras técnicas como la Transformada de Hilbert para lograr su detección.

Las frecuencias características de defecto (BCF)<sup>▲</sup> presentes en el tipo de rodamiento estudiado [5], están dadas por las ecuaciones (4.8), (4.9) y (4.10):

$$BPFI \text{ (Hz)} = \frac{n}{2} f_r \left( 1 + \frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \quad (4.8)$$

$$BPFO \text{ (Hz)} = \frac{n}{2} f_r \left( 1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha) \right) \quad (4.9)$$

$$BSF \text{ (Hz)} = \frac{D}{d} f_r \left( 1 - \left( \frac{d}{D} \cos(\alpha) \right)^2 \right) \quad (4.10)$$

Donde:

<i>BPFI</i>	Es la frecuencia de paso de la bola por un defecto en la pista interna (Hz)
<i>BPFO</i>	Es la frecuencia de paso de la bola por un defecto en la pista externa (Hz)
<i>BSF</i>	Es la Frecuencia de paso de algún defecto de la bola (Hz)
$f_r$	Es la frecuencia de rotación relativa entre pista externa e interna en Hz (Es equivalente a la frecuencia de giro del eje del rodamiento)

Para el resto de parámetros, ver Tabla 3.1.

En la Tabla 4.3, se detallan las BCF correspondientes a los rodamientos utilizados para el estudio:

---

<sup>▲</sup> Asumiendo un contacto de rodadura pura entre elementos rodantes y pistas, sin deslizamiento.

**Tabla 4.3** Frecuencias de defecto en pista externa, interna y bola para el rodamiento FAG 7206B a 600,1200 y 1800 RPM

Frecuencia de Defecto	Velocidad de giro (RPM)		
	600	1200	1800
<b><i>BPFI</i></b>	44,02	88,05	132,07
<b><i>BPFO</i></b>	85,98	171,95	257,93
<b><i>BSF</i></b>	18,51	37,03	55,54

Al comparar la Tabla 4.3 con la Tabla 4.1, se observa que no es posible que las tres frecuencias características coexistan en uno de los rangos de frecuencia resultantes de la descomposición Wavelet, para una velocidad de giro dada. Aunque, haciendo un resumen del número de apariciones de cada banda, se puede construir la Tabla 4.4.

**Tabla 4.4.** Bandas de frecuencia que contienen a las frecuencias de defecto en pista externa, interna y bola a 600,1200 y 1800 RPMs.

Frecuencia de Defecto	Velocidad (RPM)		
	600	1200	1800
<b><i>BPFI</i></b>	A <sub>5</sub>	D <sub>5</sub>	D <sub>5</sub>
<b><i>BPFO</i></b>	D <sub>5</sub>	D <sub>4</sub>	D <sub>4</sub>
<b><i>BSF</i></b>	A <sub>5</sub>	A <sub>5</sub>	A <sub>5</sub>

Continuando con una inspección visual de las bandas de frecuencia, derivadas de la aplicación de la DWT-MRA, y tomando como referencia a las figuras 4.6- 4.14, se observa que la amplitud menos variable es la correspondiente al nivel de detalle 1 (D<sub>1</sub>), y que la condición que presenta diferencia menos apreciable con un rodamiento normal, es el defecto en pista externa, sobre todo a altas velocidades de rotación.

Con respecto a las bandas de frecuencia presentes en la Tabla 4.4, de las tres bandas presentes (A<sub>5</sub>, D<sub>5</sub> y D<sub>4</sub>), se puede decir que son bastante diferenciadas entre sí, por lo que a nivel visual, las tres son aptas para generar un vector característico.

Según los planteamientos anteriores, de tipo visual a través de la comparación de bandas de frecuencia, y analítico, considerando las BCF, ahora es posible contar con una base sólida que permita seleccionar la banda de frecuencia óptima para el estudio.

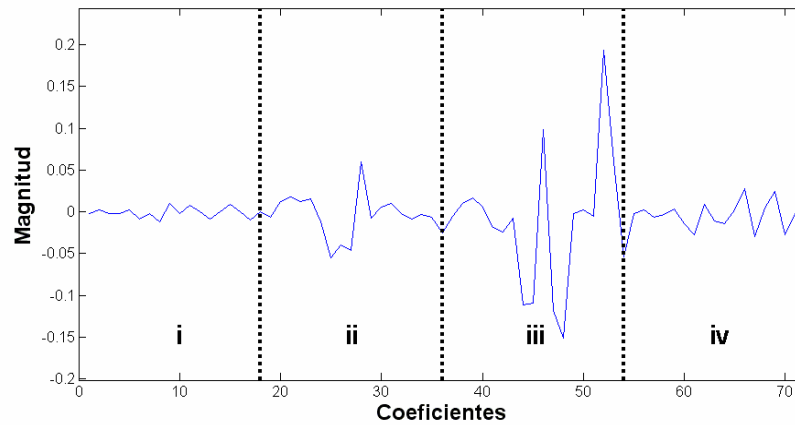
El nivel de aproximación (A<sub>5</sub>) contiene valores entre 0 y 78.125 Hz, y cuenta con la dificultad de que puede presentar en su espectro algún ruido, como la frecuencia característica del sistema eléctrico nacional español (50 Hz).

En nivel de detalle 4 (D<sub>4</sub>), presenta el único inconveniente de la cantidad de información que maneja, 26 datos en lugar de los 18 que tiene el nivel de detalle siguiente (D<sub>5</sub>).

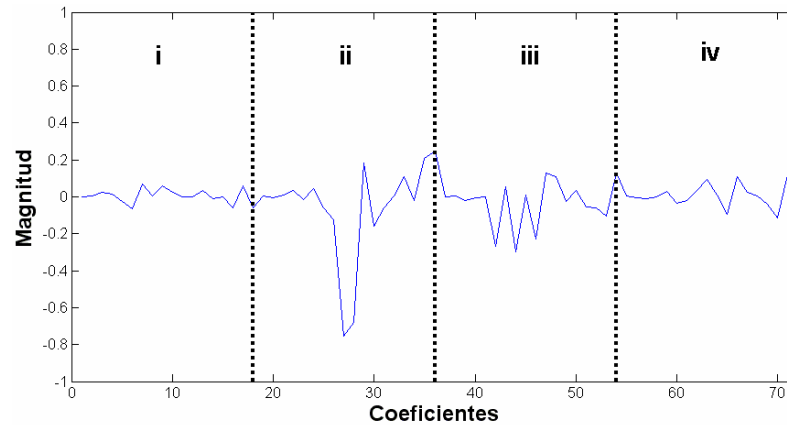
Por lo tanto, y resumiendo, para el presente estudio, se toman como vectores característicos, aquellos coeficientes derivados de la descomposición Wavelet en el nivel de detalle 5 ( $Dc_5$ ). En general, para cada señal discreta  $f[n]$  se tiene un vector característico  $Vc(f[n])$  que contiene los coeficientes de detalle 5 ( $cD5$ ) de la señal, y que algebraicamente se denota como la ecuación (4.11).

$$Vc_{f_i[n]} = Dc_{5 f_i[n]} \quad (4.11)$$

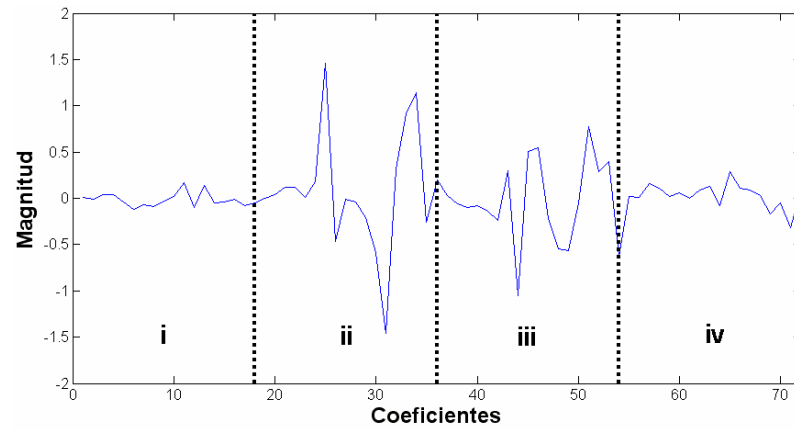
En las figuras 4.15-4.17, se presentan algunas muestras de los coeficientes ( $Dc_5$ ) a las velocidades de rotación estudiadas.



**Figura 4.15** Coeficientes de detalle 5 ( $Dc_5$ ) para cada condición estudiada a 600 RPM. (i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 4.16** Coeficientes de detalle 5 ( $Dc_5$ ) para cada condición estudiada a 1200 RPM. (i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 4.17** Coeficientes de detalle 5 ( $Dc_5$ ) para cada condición estudiada a 1800 RPM. (i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa

El conjunto de coeficientes Wavelet obtenidos, serán utilizados en el capítulo 5 como entrada de las tres redes neuronales clasificadoras, ya que son la materia prima de las metodologías de diagnóstico propuestas en la presente Tesis Doctoral.

## Referencias

---

- [1] ALTMANN, J., MATHEW, J. “Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnostic”. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, vol 15, p. 963-977.
- [2] LOPARO, K. “Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference”. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, vol 18, p. 1077-1095.
- [3] MARTINEZ, J. “Caracterización de defectos en rodamientos de bola mediante análisis estadístico”. *Proyecto de Fin de Carrera*. Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Ingeniería Mecánica, 2007.
- [4] McCULLOCH, W.S y PITTS, W. “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943, Vol. 9, p. 127-147.
- [5] TSE, P.W., PENG, Y.H., YAM, R. “Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis”. *Journal of vibration and acoustic*. 2001, p. 303-310.

# **Diagnosis de la condición de Rodamientos mediante ANN**

## Capítulo 5. DIAGNOSIS DE LA CONDICIÓN DE RODAMIENTOS MEDIANTE REDES NEURONALES

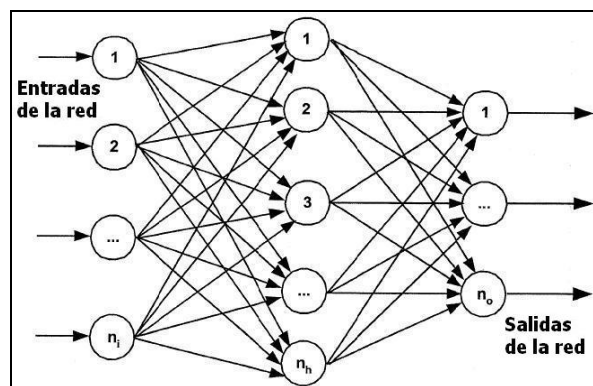
Una vez culminado el proceso de extracción de patrones, correspondiente a la primera fase de la metodología de diagnóstico de defectos, es preciso complementar el procedimiento con diferentes técnicas de clasificación inteligente. Cada uno de estos métodos de diagnóstico tiene su estructura interna específica, propiedades y algoritmos de entrenamiento, que son únicos y útiles para un conjunto determinado de aplicaciones. En el presente capítulo, se aborda la aplicación de ANN de tipo Perceptron Multicapa (MLP), Base Radial (RBF) y Probabilísticas (PNN), en el proceso de diagnóstico de defectos incipientes en rodamientos de bola.

### 5.1 Redes Perceptron Multicapa (MLP)

Las redes tipo MLP han sido utilizadas desde principios de la década de los años noventa en diversas aplicaciones dentro del campo de diagnóstico de defectos. Destacando la diagnóstico de defectos en motores de inducción [5, 6, 7], sensores [24], sistemas robóticos [31], y rodamientos [1, 19, 32, 28, 29, 35, 34]. A continuación, se detalla la arquitectura, el proceso de diseño y de diagnóstico de las redes MLP utilizadas.

#### 5.1.1 Arquitectura de redes MLP

La arquitectura de redes MLP se caracteriza porque cada neurona de salida está conectada en cascada a todas las de la capa anterior, y no admite conexiones entre neuronas de la misma capa [17], tal como se muestra en la figura 5.1. Las neuronas de la capa de entrada no actúan como neuronas propiamente dichas, sino que se encargan únicamente de recibir las señales que proceden del exterior y propagarlas a todas las neuronas de la siguiente capa. La última capa actúa como salida de la red, proporcionando al exterior la respuesta de la red para cada uno de los patrones de entrada. Las neuronas de las capas ocultas realizan un procesamiento no lineal de los patrones recibidos.



**Figura 5.1** Red MLP típica de tres capas

En la actualidad, las redes MLP constituyen hasta un 80% de las arquitecturas más utilizadas en la resolución de problemas de clasificación [11], debido a su fácil uso y aplicabilidad, aunque esto no implica que sean una de las redes más potentes y eficaces. De hecho, las redes MLP poseen una serie de limitaciones, como el largo proceso de aprendizaje para problemas complejos, la dificultad de codificar problemas reales mediante valores numéricos y de realizar un análisis teórico de la red debido a la presencia de componentes no lineales, y a la alta conectividad.

### ***Propagación de los patrones de entrada***

Las redes MLP propagan los valores de entrada (patrones) hacia la salida de la red, y para lograr este objetivo, cada neurona de la red procesa la información recibida y genera una respuesta que se propaga a través de las conexiones de la siguiente capa.

Sea una red MLP con  $C$  capas,  $C-2$  capas ocultas y  $n_c$  neuronas en la capa  $c$ , para  $c = 1, 2, \dots, C$ . Sea  $W^c = W_{ij}^c$  la matriz de *pesos* asociada a las conexiones de la capa  $c$ , a la capa  $c+1$ , y sea  $U^c = U_i^c$  el vector de *bias* o *umbrales* de las neuronas de la capa  $c$ , para  $c = 2, \dots, C$ . Se denota  $a_i^c$  la activación de la neurona  $i$  de la capa  $c$ , y se calcula de la siguiente manera:

En la *capa de entrada* ( $c = 1$ ), las neuronas se encargan de transmitir la entrada recibida desde el exterior hacia el interior de la red, como muestra la ecuación (5.1).

$$a_i^1 = P_i \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n_1 \quad (5.1)$$

Donde  $P = (p_1, p_2, \dots, p_{n_1})$  representa el vector característico o patrón de entrada a la red.

En las demás capas ( $c$ ), las neuronas procesan la información recibida aplicando la función de activación ( $f$ ) a la suma de los productos de las activaciones, como muestra la ecuación (5.2).

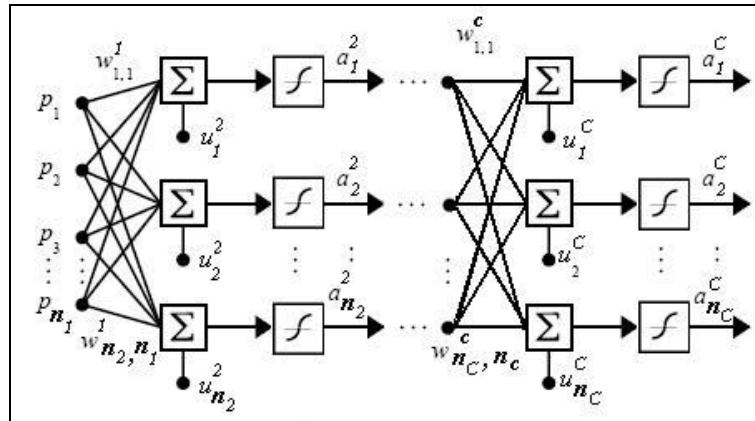
$$a_i^c = f \left( \sum_{j=1}^{n_{c-1}} W_{ji}^{c-1} a_j^{c-1} + u_i^c \right) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n_c \text{ y } c = 2, 3, \dots, C-1 \quad (5.2)$$

Donde  $a_j^{c-1}$  son las activaciones de las neuronas de la capa  $c-1$ . En el caso de una red MLP de tres capas,  $a_j^{c-1}$  corresponde a  $P$ .

Cabe destacar que en la capa de salida ( $c=C$ ), la respuesta de la neurona es igual al caso anterior, sin embargo, esta salida ya corresponde a la salida de la red ( $y_i$ ), como indica la ecuación (5.3). En la figura 5.2 se ilustran los parámetros involucrados en una red tipo MLP.

$$y_i = a_i^C = f \left( \sum_{j=1}^{n_{C-1}} W_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n_C \quad (5.3)$$





**Figura 5.2** Esquema de los parámetros de una red tipo MLP

### 5.1.2 Diseño de redes MLP

Existen diversos puntos críticos que deben ajustarse para completar la implementación de una red de tipo MLP. La arquitectura de red y los parámetros de entrenamiento determinan el comportamiento final de la red.

#### *Diseño de la arquitectura de red*

El diseño de la arquitectura de redes MLP comprende las partes fundamentales de la red, entre ellas. En la presente Tesis Doctoral, se separan como: (i) Las *funciones de red y activación*, y (ii) El *número de neuronas y capas de la red*.

(i) Como se ha mencionado en la sección 2.5, la *función de red* lineal es la más utilizada en arquitecturas de redes MLP [17], mientras que la *función de activación* sigmoide de tangente hiperbólica proporciona una suavidad en la salida de la neurona, evitando un resultado abrupto a mitad del proceso de aprendizaje, como ocurre con las funciones escalón, que tienen el inconveniente adicional de presentar discontinuidad en sus derivadas, limitando su uso en algunos tipos de algoritmo de entrenamiento.

(ii) El enfoque común para determinar el *número de capas ocultas* de la red es el de prueba y error, sin embargo, se ha demostrado que una red MLP de, al menos tres capas (una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida), es capaz de aprender complicadas funciones no lineales [8]. Adicionalmente, una gran cantidad de capas dificulta el aprendizaje de la red, por tales motivos, se establece una red de tres capas para el diseño de la red MLP. El *número de neuronas* ha de ser determinado para las tres capas mencionadas anteriormente, en la *capa de entrada*, se suele tomar la longitud de los vectores característicos o patrones de entrada, que en el caso particular de la presente Tesis Doctoral, corresponde a 18. La *capa de salida* se compone del número total de condiciones a clasificar o los posibles estados del sistema, que son cuatro en la presente Tesis Doctoral:

Condición 1: Rodamiento normal

Condición 2: Rodamiento con defecto en pista interna

Condición 3: Rodamiento con defecto en pista externa

Condición 4: Rodamiento con defecto en bola

Por otro lado, no existe teoría alguna para determinar el número exacto de neuronas de la *capa oculta* requerido para resolver un problema dado. Una regla de oro planteada por Príncipe et al. [27], se deriva de un planteamiento matemático presentado en la ecuación (5.4), que relaciona el número total de pesos de la red ( $NW^T$ , que es función del número de neuronas de la capa oculta), con el número total de señales de entrenamiento de la red ( $TDL$ ).

$$TDL > 10(NW^T) \quad (5.4)$$

La red MLP es totalmente conectada, es decir, todas las neuronas de cada capa oculta, están conectadas a todas las neuronas de la capa anterior y posterior. En este sentido, el número total de pesos ( $NW^T$ ) está relacionado directamente con el número total de neuronas de cada capa. Para el caso de una red de tres capas, el número total de pesos está dado por la ecuación (5.5).

$$NW^T = n_1 n_2 + n_2 n_3 = n_2 (n_1 + n_3) \quad (5.5)$$

Donde:

$n_1$	Número de neuronas de la capa de entrada (Capa 1).
$n_2$	Número de neuronas de la capa oculta (Capa 2).
$n_3$	Número de neuronas de la capa de salida (Capa 3).

De este modo, teniendo 18 neuronas en la capa de entrada ( $n_1$ ) y 4 neuronas en la capa de salida ( $n_3$ ), queda por determinar el número de neuronas de la capa oculta ( $n_2$ ). Sustituyendo la ecuación (5.5) en la ecuación (5.4), se tiene la ecuación (5.6):

$$TDL > 10n_2 (18 + 4) > 220n_2 \quad (5.6)$$

De la ecuación (5.6), se puede deducir que el número de neuronas en la capa oculta se ve restringido por el número de datos de entrenamiento, ya que será necesaria una mayor cantidad de datos de entrenamiento, si se aumenta el número de neuronas en la capa oculta.

En otro estudio similar a esta Tesis Doctoral, llevado a cabo por Chow [5], para el diagnóstico de defectos en motores de inducción, se implementaron redes tipo MLP con 10, 20 y 30 neuronas en la capa oculta. De este modo fue posible evaluar el rendimiento del sistema de clasificación con diferentes grados de complejidad de la red.

En este sentido, para verificar el grado de afectación de las dos variables presentadas en la ecuación (5.6), se toman tres valores para cada una de ellas. Con respecto al *número de neuronas* en la capa oculta, se efectúan pruebas con 10, 20 y 30 neuronas para cada caso.

En relación a la *cantidad de datos* de entrenamiento, se realizan pruebas con diferentes grupos de datos, lo que será tratado en el apartado siguiente. En la Tabla 5.1 se resume la arquitectura utilizada para las redes de tipo MLP utilizadas en la presente Tesis Doctoral.

**Tabla 5.1** Diseño de la arquitectura de la red MLP utilizada

Parámetros	Selección		
<i>Función de red</i>	Lineal		
<i>Función de activación</i>	Capa oculta	Capa de salida	
	Sigmoide de Tangente Hiperbólica	Sigmoide de Tangente Hiperbólica	
<i>Número de capas</i>	<ul style="list-style-type: none"><li>• 1 entrada</li><li>• 1 oculta</li><li>• 1 salida</li></ul>		
<i>Número de neuronas</i>	Capa de entrada	Capa oculta	Capa de salida
	18	10, 20 y 30	4

En la actualidad, existen diversas líneas de investigación que tratan de determinar automáticamente el número óptimo de neuronas y capas ocultas, para cada problema en particular. En el caso del MLP, la mayor parte de estos trabajos se basan en la utilización de técnicas evolutivas, que realizan una búsqueda en el espacio de las arquitecturas de redes, guiada por la optimización del rendimiento de la red [13, 22, 36].

### *Diseño del Entrenamiento de la red MLP*

El entrenamiento de una red neuronal se basa en ciertos parámetros de aprendizaje y algoritmos que permitan modificar los valores de las conexiones internas de la red, constituidos por los pesos y los umbrales.

#### ✓ *Algoritmo de Entrenamiento de la red MLP*

En la ecuación (2.23), se presentó la formulación iterativa general, que permite realizar este proceso para cada patrón de entrada  $n$ . Para que la salida de la red ( $y_i$ ), sea lo más próxima a la salida deseada ( $s_i$ ), el aprendizaje de la red se formula como un problema de minimización que plantea la expresión (5.7). Donde  $W$  es el conjunto de parámetros de la red (pesos y umbrales), y  $E$  una función de error que evalúa la diferencia entre las salidas de la red y las salidas deseadas. En la mayor parte de los casos,  $E$  se define como presenta la ecuación (5.8). Además,  $N$  es el número de muestras y  $e(n)$  es el error cometido por la red para el patrón  $n$ , dado por la ecuación (5.9).

$$\text{Min}_W E \quad (5.7)$$

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (5.8)$$

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n))^2 \quad (5.9)$$

Siendo  $y(n) = [y_1(n), \dots, y_{nC}(n)]$  el vector de salida de la red, y  $s(n) = [s_1(n), \dots, s_{nC}(n)]$  el vector de salidas deseadas para el patrón  $n$ . Los algoritmos más utilizados en redes MLP, se muestran en la Tabla 5.2.

**Tabla 5.2** Algoritmos de optimización iterativa no lineal de redes MLP

Algoritmo	Fórmula General de $\Delta W(n)$	Comentarios
<b>Gradiente de paso descendente</b>	$-\alpha g(n) = -\alpha \frac{\partial e(n)}{\partial W}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ <math>g</math> es el vector gradiente</li> <li>▪ <math>\alpha</math> es la tasa de aprendizaje</li> <li>▪ Es conocido como Retropropagación</li> </ul>
<b>Newton</b>	$-H^{-1} g(n) = -\left[\partial^2 e(n)/\partial W^2\right]^{-1} \partial e(n)/\partial W$	H es la matriz Hessiana
<b>Gradiente conjugado</b>	$\alpha Z(n) \quad \text{donde:}$ $Z(n) = -g(n) + \beta Z(n-1)$	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ <math>\beta</math> depende de la variante del algoritmo<sup>69</sup></li> </ul>

En las redes tipo MLP, se utiliza generalmente un algoritmo de minimización del error, denominado búsqueda del gradiente negativo de la función  $E$ , o método de gradiente de paso descendente, que generalmente consigue una convergencia más rápida en el entrenamiento [9]. Sin embargo, se afronta el problema minimizando sucesivamente los errores para cada patrón,  $e(n)$ , en lugar de minimizar el error total  $E$ . Para este método, la ecuación (2.23), puede reescribirse como la ecuación (5.10):

$$\Delta W(n) = W_{ji}^{c-1}(n) = W_{ji}^{c-1}(n-1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial W_{ji}^{c-1}} \quad (5.10)$$

En donde:

$W_{ji}^{c-1}$  Es el valor del peso para la neurona  $j$ -ésima de la capa  $c-1$ , a la neurona  $i$  de la capa siguiente ( $c$ ).

$\alpha$  Es la tasa de aprendizaje.

$e(n)$  Es el error cometido por la red para el patrón  $n$ .

El proceso para hallar la derivada del error  $e(n)$ , depende de las capas entre las que se encuentre la conexión. Los pesos que van desde la penúltima capa ( $c=C-1$ ) hasta la capa de salida ( $c=C$ ) se calculan de la siguiente manera:

Para obtener la derivada del error considerando la ecuación (5.9), y que las salidas deseadas de la red  $S(n)$  son constantes y no dependen del peso, se obtiene la ecuación (5.11).

$$\frac{\partial e(n)}{\partial W_{ji}^{c-1}} = -(s_i(n) - y_i(n)) \frac{\partial y_i(n)}{\partial W_{ji}^{c-1}} \quad (5.11)$$

<sup>69</sup> En la mayoría de los casos,  $\beta$  se calcula por el procedimiento de Fletcher-Reeves [25]

La salida de la red ( $y_i$ ), es la función de activación aplicada a la suma de todas las entradas por sus pesos, como se muestra en la ecuación (5.3). Aplicando la regla de la cadena para derivar la composición de dos funciones, se obtiene la ecuación (5.12). Cabe destacar que este paso requiere que la función de activación sea diferenciable.

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial W_{ji}^{C-1}} = f' \left( \sum_{j=1}^{n_{C-1}} W_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) a_j^{C-1}(n) \quad (5.12)$$

Se define el término  $\delta_i$ , asociado a la neurona  $i$  de la capa  $C$ , y al patrón  $n$ ,  $\delta_i^C(n)$ , como muestra la ecuación (5.13).

$$\delta_i^C(n) = -(s_i(n) - y_i(n)) f' \left( \sum_{j=1}^{n_{C-1}} W_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) \quad (5.13)$$

Reemplazando en la ecuación (5.11) el valor de la derivada de la salida de la neurona ( $y_i(n)$ ), dado por la ecuación (5.12), y de acuerdo con el valor  $\delta_i^C(n)$ , definido anteriormente en la ecuación (5.13), se obtiene la ecuación (5.14).

$$\frac{\partial e(n)}{\partial W_{ji}^{C-1}} = \delta_i^C(n) a_j^{C-1}(n) \quad (5.14)$$

Finalmente, reemplazando en la ecuación (5.10), la derivada del error  $e(n)$  con respecto al peso  $W_{ji}^{C-1}$ , obtenido en la ecuación (5.14), se obtiene la ley para modificar dicho peso, que toma la expresión dada por la ecuación (5.15).

$$W_{ji}^{C-1}(n) = W_{ji}^{C-1}(n-1) + \alpha \delta_i^C(n) a_j^{C-1}(n) \quad \text{para } j=1,2, \dots, n_c \quad i=1,2, \dots, n_c \quad (5.15)$$

En la ecuación (5.15) se observa que para modificar el peso de la conexión de la neurona  $j$  de la capa  $C-1$ , basta considerar la activación de la neurona de la que parte la conexión (neurona  $j$ ) de la capa  $C-1$ , y el término  $\delta$  de la neurona a la que llega la conexión (neurona  $i$ ) de la capa  $C$ . término que contiene el error cometido por la red para dicha neurona.

La ley de aprendizaje obtenida para modificar los pesos de una capa  $C-1$ , puede generalizarse para los umbrales de las neuronas. En las redes MLP, el umbral de una neurona se trata como una conexión mas a la neurona cuya entrada es constante e igual a 1. Siguiendo la ecuación (5.15), se deduce que los umbrales de las neuronas de la capa  $C$ , se modifican según la expresión dada por la ecuación (5.16).

$$u_i^C(n) = u_i^C(n-1) + \alpha \delta_i^C(n) \quad \text{para } i=1,2, \dots, n_c \quad (5.16)$$

Por otro lado, para calcular los demás pesos de la red, es necesario acotar otra nomenclatura:

$W_{kj}^{C-2}$  es el peso que va de la  $k$ -ésima neurona de la capa  $C-2$ , hasta la  $j$ -ésima neurona de la siguiente capa  $C-1$ .

Replantando la ecuación (5.10) para el presente caso, se obtiene la ecuación (5.17), como se muestra a continuación.

$$W_{kj}^{C-2}(n) = W_{kj}^{C-2}(n-1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial W_{kj}^{C-2}} \quad (5.17)$$

En este caso, el peso  $W_{kj}^{C-2}$  influye en todas las salidas de la red, por lo que la derivada del error  $e(n)$ , presentada en la ecuación (5.9), viene dada por la suma de las derivadas para cada una de las salidas de la red, como muestra la ecuación (5.18).

$$\frac{\partial e(n)}{\partial W_{kj}^{C-2}} = - \sum_{i=1}^{n_c} (s_i(n) - y_i(n)) \frac{\partial y_i(n)}{\partial W_{kj}^{C-2}} \quad (5.18)$$

Para calcular la derivada de la salida ( $y_i(n)$ ), con respecto al peso  $W_{kj}^{C-2}$  es preciso considerar que este peso afecta la activación de la neurona  $j$  de la capa oculta  $C-1$ , ( $a_j^{C-1}$ ), y que el resto de las activaciones de las neuronas en esta capa no dependen de dicho peso. De acuerdo con la ecuación (5.3), se obtiene la ecuación (5.19).

$$\frac{\partial y_i(n)}{\partial W_{kj}^{C-2}} = f' \left( \sum_{j=1}^{n_{C-1}} W_{ji}^{C-1} a_j^{C-1} + u_i^C \right) W_{ji}^{C-1} \frac{\partial a_j^{C-1}}{\partial W_{kj}^{C-2}} \quad (5.19)$$

Sustituyendo este valor en la ecuación (5.18), y de acuerdo con la definición de  $\delta$ , dada en la ecuación (5.13), se obtiene la expresión dada por la ecuación (5.20).

$$\frac{\partial e(n)}{\partial W_{kj}^{C-2}} = \sum_{i=1}^{n_c} \delta_i^C(n) W_{ji}^{C-1} \frac{\partial a_j^{C-1}}{\partial W_{kj}^{C-2}} \quad (5.20)$$

Para hallar la ley de aprendizaje para el peso  $W_{kj}^{C-2}$ , sólo falta derivar la activación de la neurona  $j$  de la capa oculta  $C-1$ ,  $a_j^{C-1}$ , respecto a dicho peso. Aplicando la regla de la cadena, se obtiene la ecuación (5.21).

$$\frac{\partial a_j^{C-1}}{\partial W_{kj}^{C-2}} = f' \left( \sum_{k=1}^{n_{C-2}} W_{kj}^{C-2} a_k^{C-2} + u_j^{C-1} \right) a_k^{C-2}(n) \quad (5.21)$$

Se define el término  $\delta$ , asociado a las neuronas de la capa  $C-1$ ,  $\delta_j^{C-1}(n)$ , como muestra la ecuación (5.22).

$$\delta_j^{C-1}(n) = f' \left( \sum_{k=1}^{n_{C-2}} W_{kj}^{C-2} a_k^{C-2} + u_j^{C-1} \right) \sum_{i=1}^{n_c} \delta_i^C(n) W_{ji}^{C-1} \quad (5.22)$$

Sustituyendo la ecuación (5.21) en la ecuación (5.20), y de acuerdo con el valor de  $\delta_j^{C-1}(n)$ , definido en la ecuación (5.22), se obtiene la ecuación (5.23).

$$\frac{\partial e(n)}{\partial W_{kj}^{C-2}} = \delta_j^{C-1}(n) a_k^{C-2}(n) \quad (5.23)$$

Y como consecuencia de la ecuación (5.23), al sustituirla en la ecuación (5.17), se obtiene la ley de aprendizaje para modificar el peso  $W_{kj}^{C-2}$ , que viene dada por la ecuación (5.24).

$$W_{kj}^{C-2}(n) = W_{kj}^{C-2}(n-1) + \alpha \delta_j^{C-1}(n) a_k^{C-2}(n) \quad (5.24)$$

Para  $k=1,2,\dots, n_{C-2}$  y  $j=1,2,\dots, n_{C-1}$

Igual que para el caso anterior, se observa que para modificar el peso de la conexión de la neurona  $k$  de la capa  $C-2$  a la neurona  $j$  de la capa  $C-1$ , basta con considerar la activación de la neurona de la que parte la conexión (neurona  $k$  de la capa  $C-2$ ), y el término  $\delta$ , asociado a la neurona de la siguiente capa (en este caso, la neurona  $j$  de la capa  $C-1$ ). La diferencia se basa principalmente en el valor del término  $\delta$ , que para el caso de los pesos de la última capa, se determina por la ecuación (5.13), y para los demás pesos, viene dado por la ecuación (5.22).

En este punto, es posible generalizar fácilmente la ley dada por la ecuación (5.24) para los pesos de la capa  $c$  a la capa  $c+1$ ,  $c=1,2,\dots,C-2$ . Basta tener en cuenta la activación de la que parte la conexión y el término  $\delta$ , de la neurona a la que llega la conexión. De tal forma, se llega a la ecuación (5.25).

$$W_{kj}^c(n) = W_{kj}^c(n-1) + \alpha \delta_j^{c+1}(n) a_k^c(n) \quad (5.25)$$

Para  $k=1,2,\dots, n_c$ ;  $j=1,2,\dots, n_{c+1}$  y  $c=1,2,\dots, C-2$

Donde  $a_k^c$ , es la activación de la neurona  $k$  de la capa  $c$  para el patrón  $n$ , y  $\delta_j^{c+1}(n)$  viene dado por la ecuación (5.26).

$$\delta_j^{c+1}(n) = f' \left( \sum_{k=1}^{n_c} W_{kj}^c a_k^c + u_j^c \right) \sum_{i=1}^{n_{c+1}} \delta_i^{c+2}(n) W_{ji}^c \quad (5.26)$$

Similarmente al caso de los pesos de la penúltima capa ( $c=C-1$ ) a la capa oculta ( $c=C$ ), es posible generalizar la ley del aprendizaje para el resto de los umbrales de la red, tratándolos como conexiones cuya entrada a la red es constante e igual a 1. En la ecuación (5.27) se muestra tal apreciación.

$$u_j^{c+1}(n) = u_j^{c+1}(n-1) + \alpha \delta_i^{c+1}(n) \quad \text{para } j=1,2,\dots, n_{c+1} \text{ y } c=1,2,\dots, C-2 \quad (5.27)$$

Para hallar la derivada de la función de activación, es preciso conocer la fórmula analítica de tal función, para el caso de la función sigmoide logarítmico, se representa con la ecuación (5.28).

$$f_1(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5.28)$$

Cuya derivada viene dada por la ecuación (5.29).

$$f_1'(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \frac{e^{-x}}{1+e^{-x}} = f_1(x)(1-f_1(x)) \quad (5.29)$$

Debido a este valor, cuando se utiliza la función sigmoideal, los valores del término  $\delta$ , asociados a las neuronas de salida (ecuación 5.13) vienen dados por la ecuación (5.30).

$$\delta_i^C(n) = -(s_i(n) - y_i(n)) y_i(n) (1 - y_i(n)) \quad \text{para } i=1,2,\dots,n_C \quad (5.30)$$

Y los valores para el resto de las conexiones de la red, viene dado por la ecuación (5.31)

$$\delta_j^{c+1}(n) = a_j^c(n) (1 - a_j^c(n)) \sum_{i=1}^{n_{c+1}} \delta_i^{c+2}(n) W_{ji}^c \quad (5.31)$$

para  $j=1, 2, \dots, n_{C+1}$  y  $c=1, 2, \dots, C-2$

Sin embargo, el caso estudiado en la presente Tesis Doctoral, se realiza a través de la función sigmoide de tangente hiperbólica, que tiene un mayor rendimiento con respecto a la rapidez del entrenamiento [9], y cuya fórmula analítica viene dada por la ecuación (5.32).

$$f_2(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (5.32)$$

Considerando que  $f_2(x)=2f_1(x)-1$ , la derivada de la función  $f_2(x)$ , viene dada por la ecuación (5.33).

$$f_2'(x) = 2f_1(x)(1-f_1(x)) \quad (5.33)$$

Por este motivo, cuando se utiliza la función sigmoide de tangente hiperbólica, los valores del término  $\delta$ , se multiplican por un factor de 2, con respecto a los hallados anteriormente en las ecuaciones (5.30) y (5.31), para obtener los valores de las ecuaciones (5.34) y (5.35) respectivamente.

$$\delta_i^C(n) = -2(s_i(n) - y_i(n)) y_i(n) (1 - y_i(n)) \quad \text{para } i=1,2,\dots,n_C \quad (5.34)$$

$$\delta_j^{c+1}(n) = 2a_j^c(n) (1 - a_j^c(n)) \sum_{i=1}^{n_{c+1}} \delta_i^{c+2}(n) W_{ji}^c \quad (5.35)$$

para  $j=1, 2, \dots, n_{C+1}$  y  $c=1, 2, \dots, C-2$

Hay un factor importante para completar el desarrollo del algoritmo de entrenamiento de las redes MLP. El cambio de un peso en la red será proporcional al



gradiente de error mostrado en la ecuación (5.10), a través del factor  $\alpha$ , llamado *tasa de aprendizaje* de la red. Este parámetro, controla los desplazamientos en las iteraciones correspondientes, siguiendo el gradiente negativo del error, por lo que determina la magnitud del desplazamiento, influyendo en la velocidad de convergencia.

Valores altos de la tasa de aprendizaje podrían favorecer al principio una convergencia más rápida, pues permiten avanzar rápidamente en la superficie del error. Sin embargo, tasas de aprendizaje altas pueden tener consecuencias negativas en el aprendizaje, como que el método oscile o alcance un mínimo local [17]. Un método simple para evitar tal inestabilidad en el algoritmo de aprendizaje es modificar la ley de aprendizaje dada por la ecuación (5.10), mediante la inclusión de un segundo término, llamado *momento*, obteniendo la siguiente ecuación (5.36)

$$W(n) = W(n-1) - \alpha \frac{\partial e(n)}{\partial W} + \eta \Delta W(n-1) \quad (5.36)$$

Donde  $\Delta W(n-1) = W(n-1) - W(n-2)$  es el incremento que sufrió el parámetro  $W$  en la iteración anterior y  $\eta$  es el *coeficiente de momento*, que es un número positivo que controla la importancia asignada al incremento anterior.

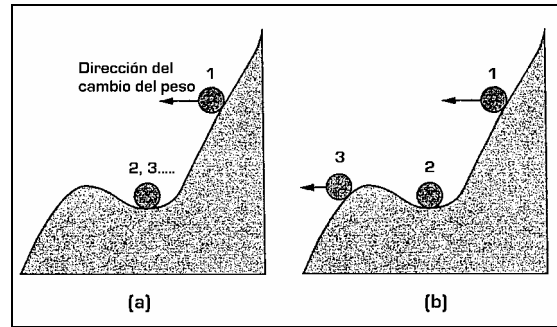
Aplicando sucesivamente la ecuación (5.36) al término  $\Delta W(n-1)$ , se obtiene lo siguiente:

$$\begin{aligned} \Delta W(n-1) &= W(n-1) - W(n-2) = -\alpha \frac{\partial e(n-1)}{\partial W} + \eta \Delta W(n-2) = \\ &= \dots = -\alpha \sum_{t=0}^{n-1} \eta^{n-1-t} \frac{\partial e(t)}{\partial W} \end{aligned}$$

Por lo tanto, la ley dada por la ecuación (5.36), puede escribirse como la ecuación (5.37).

$$W(n) = W(n-1) - \alpha \sum_{t=0}^n \eta^{n-t} \frac{\partial e(t)}{\partial W} \quad (5.37)$$

En esta expresión se observa que el cambio de un parámetro viene dado por la suma de los gradientes de error para todas las iteraciones anteriores. Por lo tanto, cuando la derivada parcial del error con respecto al peso tenga signos opuestos en iteraciones consecutivas, la suma puede contrarrestar estos cambios de signos, y de este modo, procurar un cambio mas suave en el peso, que conduce a un método mas estable, sin oscilaciones bruscas. Adicionalmente, si la derivada parcial del error con respecto al peso tiene el mismo signo en iteraciones consecutivas, la utilización del momento procura un cambio mayor en el peso, acelerando la convergencia del algoritmo. En la figura 5.3 se presenta una ilustración que representa la ventaja que proporciona el algoritmo de paso descendente con momento, a su paso por un mínimo.



**Figura 5.3** Algoritmo de paso descendente, (a) sin momento, y (b) con momento [27]

### ✓ *Parámetros de Entrenamiento de la red MLP*

Los parámetros de entrenamiento son mayoritariamente valores numéricos que relacionan al algoritmo de entrenamiento con la estructura de la red neuronal. Para la red MLP utilizada en la presente Tesis Doctoral, los siguientes parámetros de entrenamiento se han separado como: (i) La *normalización y distribución de los valores de entrada* a la red, (ii) *Tipo de aprendizaje*, (iii) *Valores de la salida esperada*, (iv) *Inicialización de los pesos*, (v) *Criterio de parada* del entrenamiento, y (vi) *Tasa de aprendizaje ( $\alpha$ ) y coeficiente de momento ( $\eta$ )*,

(i) La *normalización de los valores de entrada* incrementa la estabilidad numérica del proceso de cálculo interno de la ANN durante su entrenamiento y prueba [7], y se selecciona según las características de la función de activación utilizada. Para el caso de la sigmoide de tangente hiperbólica, su rango es  $[-1, 1]$ , por lo que resulta obvio limitar las entradas de la red a este rango de valores. La forma más utilizada para la *distribución de las entradas* de una red MLP, es la determinación de tres subgrupos distintos para tareas de entrenamiento, validación y prueba, lo que permite efectuar un entrenamiento rápido [9]. El subgrupo de entrenamiento, que se encarga de la fase de aprendizaje, es el que determina la variación de los valores de las conexiones internas (pesos y umbrales) de la red. Por otra parte, el subgrupo de validación es un grupo de datos independiente, que se encarga de apoyar el proceso de aprendizaje, monitorizando la evolución del error propio durante el entrenamiento, y que no afecta directamente a las conexiones internas de la red. Al principio del proceso de entrenamiento, este error generalmente decrece, junto al del grupo de entrenamiento, pero cuando el error del subgrupo de validación se incrementa para un número preestablecido de iteraciones sucesivas, se detiene el entrenamiento, y tanto los pesos como los umbrales, toman el valor de la iteración que presenta error mínimo, obteniendo un mejor porcentaje de éxito en el entrenamiento de la red. Finalmente, el subgrupo de prueba es el que realmente mide el éxito del proceso de entrenamiento, ya que se conforma por datos que no han sido previamente introducidos a la red.

Los tres subgrupos anteriormente descritos, son parte de tres grupos fundamentales de datos de distinta longitud, que son utilizados para evaluar el grado de afectación de la cantidad de información de entrada en el proceso de clasificación. Cabe destacar, que en los grupos y subgrupos anteriormente descritos, se encuentra una información equitativa de todas las condiciones en rodamientos a clasificar. En la Tabla

5.3, se muestra la cantidad total de datos disponibles de acuerdo a los tres grupos de datos existentes.

**Tabla 5.3** Longitud de datos disponibles para los diferentes grupos de datos

	<b>Grupo G1</b>	<b>Grupo G2</b>	<b>Grupo G3</b>
<b>Nº de señales</b>	1200	2800	3920
<b>Nº de rodamientos</b>	60	140	196

La longitud de los subgrupos de datos se define a través de porcentajes del total de datos. De esta forma, al subgrupo de entrenamiento se le asigna un 50%, al grupo de validación otro 25%, y finalmente, el grupo de prueba comprende el 25% restante de datos. La Tabla 5.4 presenta la cantidad de datos de cada subgrupo, para cada uno de los grupos fundamentales de datos mostrados en la Tabla 5.3.

(ii) El aprendizaje más idóneo para efectuar el entrenamiento, es el *aprendizaje supervisado*, ya que se conoce a priori la relación entre las señales o patrones existentes y las clases a las cuales pertenecen.

**Tabla 5.4** Distribución de las entradas de la red MLP para los diferentes grupos y subgrupos

<b>GRUPO G1</b>	<b>Entrenamiento</b>	<b>Validación</b>	<b>Prueba</b>
% del Total	50	25	25
Nº de señales	600	300	300
Nº de rodamientos	30	15	15
<b>GRUPO G2</b>			
% del Total	50	25	25
Nº de señales	1400	700	700
Nº de rodamientos	70	35	35
<b>GRUPO G3</b>			
% del Total	50	25	25
Nº de señales	1960	980	980
Nº de rodamientos	98	49	49

(iii) Una de las características del aprendizaje supervisado, es que se enseña a la red a producir una salida dada, la cual se denomina *salida objetivo o esperada*, y a la que debe asignarse un valor numérico. El valor numérico de la *salida esperada*, depende de la función de activación que se encuentra en la capa de salida de la red. Como se ha comentado anteriormente, la sigmoide de tangente hiperbólica se utiliza como función de activación en todas las capas de la red, y su rango es  $[-1, 1]$ . Para la ejecución del entrenamiento, resulta complicado alcanzar la convergencia en valores límite de la función de activación, por lo que se suele disminuir un porcentaje de tal límite para establecer la salida esperada de la red. En la presente Tesis Doctoral, los valores límite han sido disminuidos un 10%, alcanzando un valor de 0,9 ó -0,9, según cada caso en particular. En la Tabla 5.5, se presentan los valores numéricos seleccionados para la salida esperada ( $S_i$ ).

**Tabla 5.5** Valores numéricos de la salida objetivo o salida esperada

<b>Condición 1 (N)</b>	[-0.9 -0.9 -0.9 0.9]	Rodamiento normal
<b>Condición 2 (I)</b>	[-0.9 -0.9 0.9 -0.9]	Rodamiento con defecto en pista interna
<b>Condición 3 (B)</b>	[-0.9 0.9 -0.9 -0.9]	Rodamiento con defecto en pista externa
<b>Condición 4 (E)</b>	[0.9 -0.9 -0.9 -0.9]	Rodamiento con defecto en bola

(iv) La *inicialización de los valores de los pesos de la red*; consiste generalmente en un proceso aleatorio de búsqueda, entre un conjunto de números de pequeña magnitud [14]. Tal procedimiento es llevado a cabo por defecto en el programa MatLab<sup>®</sup>, implementado para el diseño y aplicación de las redes MLP.

(v) Por último, el *criterio de parada del entrenamiento*, consiste en diversos factores que, de llegar a ocurrir alguno de ellos, detienen el entrenamiento. Los factores más sobresalientes resumidos por Demuth et al [9], son los siguientes:

*Límite de iteraciones*: Criterio por el cual, se designa un límite de iteraciones para la red. Se han seleccionado 5.000 iteraciones como límite durante el entrenamiento.

*Error cuadrático medio límite*: A través de este criterio, la red entiende que al llegar a un error igual o inferior a un valor preestablecido, ha aprendido suficiente. Se ha seleccionado un error límite de 10%.

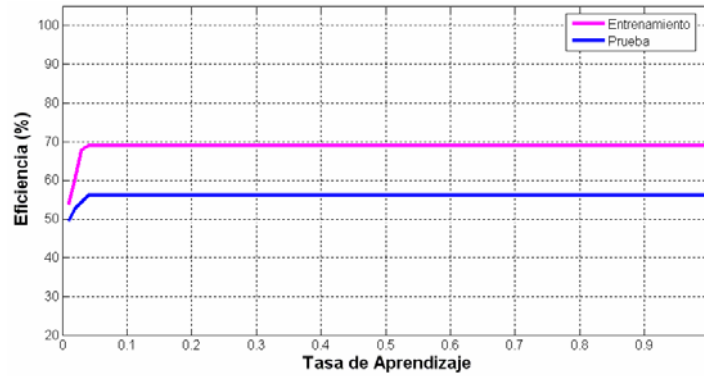
*Gradiente mínimo*: Se basa en el gradiente de cambio de valores del error a lo largo de sucesivas iteraciones, el valor seleccionado es de  $1 \cdot 10^{-15}$ .

*Máximo número de fallos*: Se refiere al número de veces que puede crecer el error del grupo de validación de manera consecutiva. En caso de ocurrir, los pesos y las bias retoman el valor del mínimo error conseguido. Se ha seleccionado un valor de 1000.

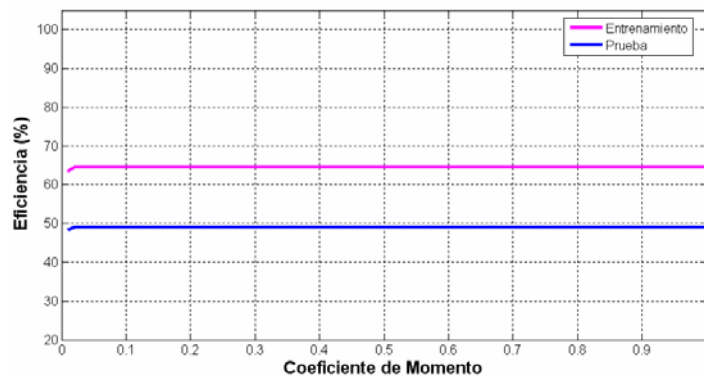
(vi) Otros de los parámetros de diseño en la fase de entrenamiento, que resultan significativos para el comportamiento de la red neuronal, son *las tasas de aprendizaje* ( $\alpha$ ), y *coeficiente de momento* ( $\eta$ ). Como se comentó en el desarrollo del algoritmo de entrenamiento, la magnitud de los desplazamientos durante las iteraciones de la fase de entrenamiento, dependen de la tasa de aprendizaje ( $\alpha$ ), lo que afecta en alto grado a la velocidad de convergencia. Adicionalmente, para evitar algunas inestabilidades en el algoritmo, se introduce un factor denominado *coeficiente de momento* ( $\eta$ ), que sirve de apoyo a la tasa de aprendizaje para dirigir al algoritmo a una dirección más apropiada, favoreciendo la rapidez de la convergencia y la efectividad del entrenamiento. Li et al. [19], utilizaron una *tasa de aprendizaje* de 0.01, y un *coeficiente de momento* de 0.8 para entrenar una red MLP y diagnosticar defectos en rodamientos. Mientras que Godoy et al. [11] resume algunos de los trabajos más exitosos en este campo, en los que se sugiere una tasa de aprendizaje de 0.05.

Se han realizado algunas pruebas experimentales con valores de la tasa de aprendizaje y del coeficiente de momento entre [0.01, 1] con un intervalo de 0.01. Aunque el éxito de la clasificación permanece constante a partir de un valor definido para cada red en particular, el número de iteraciones y las velocidades de convergencia se ven afectados por el valor numérico de ambos parámetros. En las figuras 5.4 y 5.5, se ilustra el porcentaje de éxito de la clasificación de algunas redes MLP evaluadas, para

diferentes valores de  $\alpha$  y  $\eta$  respectivamente. El rendimiento de una red MLP, entrenada con el grupo de datos G1 a 1200 RPM, y con 30 neuronas en su capa oculta, resulta inalterable a partir de una tasa de aprendizaje de 0.04, como se representa en la figura 5.4. Adicionalmente, el rendimiento de otra red MLP, entrenada con el grupo de datos G1 a 600 RPM, y con 30 neuronas en su capa oculta, permanece constante a partir de un coeficiente de momento de 0.02, como ilustra la figura 5.5.



**Figura 5.4** Evolución del rendimiento de una red neuronal MLPG1-1200 con 30 neuronas en su capa oculta con respecto a  $\alpha$



**Figura 5.5** Evolución del rendimiento de una red neuronal MLPG1-1200 con 30 neuronas en su capa oculta con respecto a  $\eta$

De las dos figuras anteriores, es posible deducir que a partir de cierto valor numérico de  $\alpha$  y  $\eta$ , para una red MLP arbitraria, es posible obtener un rendimiento constante de la red neuronal, solamente afectando el número de iteraciones, y por consiguiente, la velocidad de convergencia. En general, las redes han demostrado una tasa de eficiencia constante con valores de  $\alpha$  y  $\eta$  mayores que 0.05 y 0.03 respectivamente.

Basados en estos criterios netamente experimentales, tanto de trabajos realizados por otros autores [11, 19], como en esta Tesis Doctoral, se establece un valor de 0.06 como *tasa de aprendizaje* y 0.8 como *coeficiente de momento*, para la metodología basada en redes MLP. A partir de estos valores, el rendimiento de la red no se ve afectado, aunque el tiempo de entrenamiento pueda variar. En la Tabla 5.6 se resumen los parámetros de entrenamiento utilizados para el método de diagnóstico de defectos incipientes en rodamientos de bola, basado en la red de tipo MLP.

**Tabla 5.6** Parámetros de diseño del entrenamiento de la red MLP

Parámetros	Selección	
<i>Normalización de los valores de entrada</i>	En el rango [-1; 1]	
<i>Distribución de las entradas de la red</i>	Entrenamiento	50 %
	Validación	25%
	Prueba	25%
<i>Tipo de aprendizaje</i>	Supervisado	
<i>Valores de la salida esperada</i>	Ver Tabla 5.5	
<i>Tasa de aprendizaje (<math>\alpha</math>)</i>	0.06	
<i>Coefficiente de momento (<math>\eta</math>),</i>	0.8	
<i>Inicialización de los pesos</i>	Aleatorio	
<i>Criterios de Parada</i>	Límite de iteraciones	25000
	MSE límite	10%
	Gradiente mínimo	1 E-15
	Máximo número de fallos	1000

Con los parámetros de diseño mencionados a lo largo del presente apartado, se cuenta con una red MLP para cada grupo de datos estudiado (grupos G1, G2 y G3), con tres distintas cantidades de neuronas de la capa oculta (10, 20 y 30), y para cada una de las velocidades de rotación estudiadas (600, 1200 y 1800 RPM). En total, se han diseñado 27 redes MLP, como se muestra en la Tabla 5.7:

**Tabla 5.7** Redes MLP diseñadas para la diagnosis de defectos en rodamientos

Grupo de datos	Velocidad de Giro (RPM)	Red <sup>r</sup>
<i>Grupo 1 (60 rodamientos)</i>	600	MLPG1-600
	1200	MLPG1-1200
	1800	MLPG1-1800
<i>Grupo 2 (140 rodamientos)</i>	600	MLPG2-600
	1200	MLPG2-1200
	1800	MLPG2-1800
<i>Grupo 3 (196 rodamientos)</i>	600	MLPG3-600
	1200	MLPG3-1200
	1800	MLPG3-1800

Es preciso indicar que el subconjunto de prueba, es el que representa realmente la capacidad de la red de responder adecuadamente ante una señal externa no conocida, y mediante éste se mide el éxito del entrenamiento. El resultado previo de entrenar y probar las redes MLP, pertenecientes al grupo G1, G2 y G3, se observa en la Tabla 5.8,

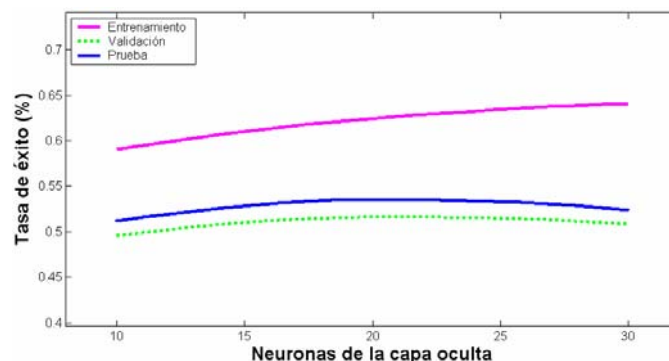
<sup>r</sup> Cada una de las redes mostradas ha sido entrenada con 10, 20 y 30 neuronas en la capa oculta

y corresponde a eficiencias generales, resultantes del promedio de las clasificaciones individuales de cada condición evaluada en la red (N, I, B y E).

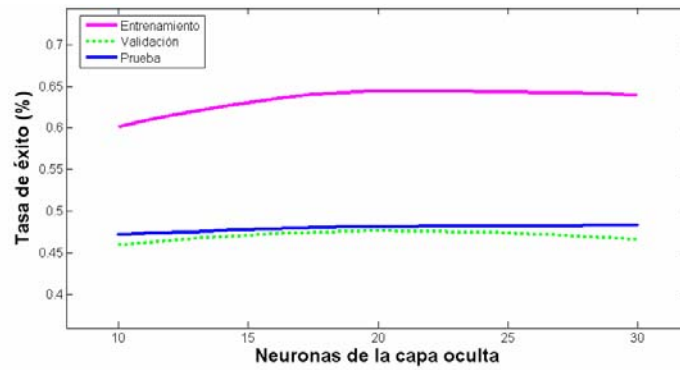
**Tabla 5.8** Resultados del Entrenamiento, Validación y Prueba de redes MLP

GRUPO G1		600 RPM			1200 RPM			1800 RPM		
Neuronas en la capa oculta		10	20	30	10	20	30	10	20	30
% Eficiencia	Entrenamiento	59.17	62.5	64	60	64.67	64.67	53.67	58.33	61.17
	Validación	49.67	51.67	51.33	46	47	46.67	48.67	51	53
	Prueba	52	53.66	53	47.33	47.66	48.67	47.33	48.33	51
GRUPO G2		600 RPM			1200 RPM			1800 RPM		
Neuronas en la capa oculta		10	20	30	10	20	30	10	20	30
% Eficiencia	Entrenamiento	57.21	63.29	63.86	60	62.71	63.86	54.93	57.21	60.14
	Validación	55.14	57.71	57.57	53.57	54.14	53.43	51.14	51.29	52
	Prueba	54.71	56.57	56.43	53.71	54	54.14	50.14	51.14	51.86
GRUPO G3		600 RPM			1200 RPM			1800 RPM		
Neuronas en la capa oculta		10	20	30	10	20	30	10	20	30
% Eficiencia	Entrenamiento	57.45	61.17	63.06	59.90	63.93	64.80	53.52	58.57	61.07
	Validación	56.02	57.76	58.98	53.27	55.10	55	48.27	51.22	52.86
	Prueba	56.12	57.45	57.86	54.59	56.22	56.02	47.14	48.06	50.92

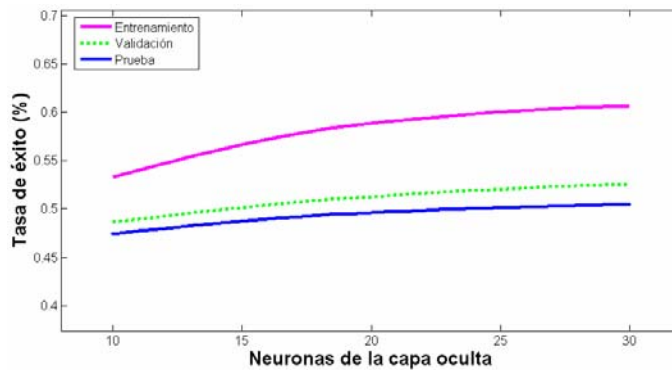
El resultado previo de entrenar, validar y probar las primeras tres redes MLP para los datos correspondientes al grupo de datos G1, se ilustra en las figuras (5.6- 5.8), para las velocidades de giro de 600, 1200 y 1800 RPM respectivamente. Estos datos provienen de un promedio, al entrenar, validar y probar cada red, 20 veces.



**Figura 5.6** Comportamiento general de la red MLPG1-600



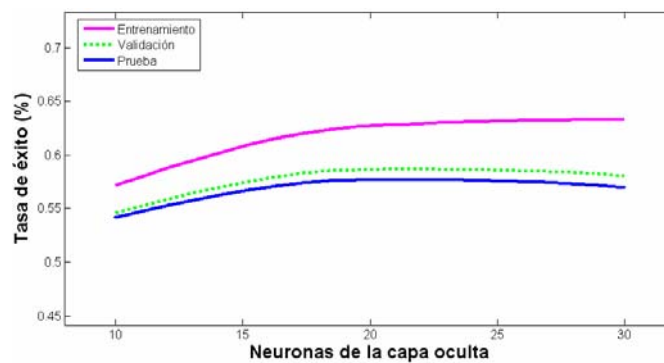
**Figura 5.7** Comportamiento general de la red MLPG1-1200



**Figura 5.8** Comportamiento general de la red MLPG1-1800

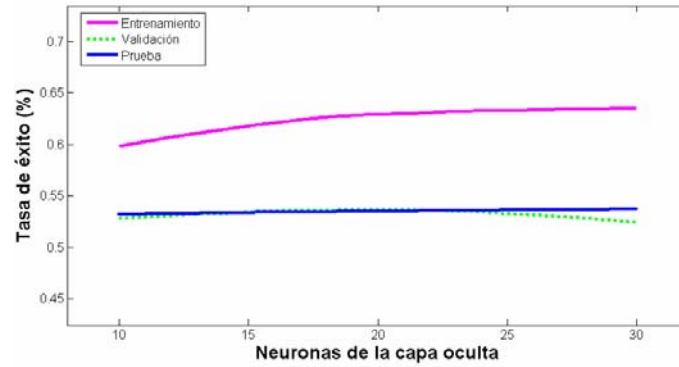
Como se observa en las tres figuras anteriores, el comportamiento de los tres subgrupos, entrenamiento, validación y prueba, generalmente incrementan su eficiencia a medida que aumentan las neuronas de la capa oculta. El entrenamiento para el grupo G1 a 1800 RPM resulta comparativamente más pobre, que para 600 y 1200 RPM. Sin embargo, la tasa de éxito del subconjunto de prueba alcanza un 51% a 1800 RPM, mayor que para el caso de 1200 RPM, pero menor que el máximo índice alcanzado para el grupo G1, correspondiente al 53.66% de 600RPM.

El comportamiento de las redes MLP entrenadas con los datos del grupo G2, se ilustra en las figuras (5.9- 5.11), para las velocidades de giro de 600, 1200 y 1800 RPM respectivamente.

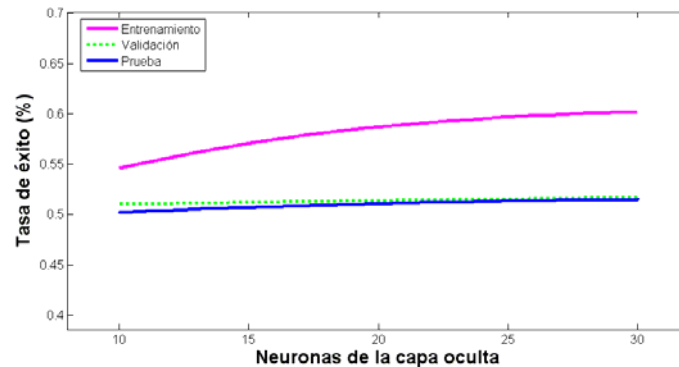


**Figura 5.9** Comportamiento general de la red MLPG2-600





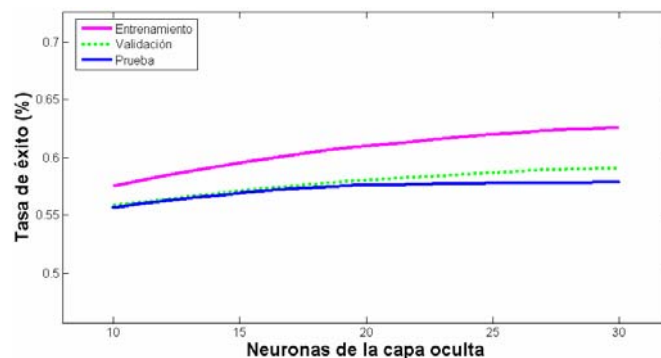
**Figura 5.10** Comportamiento general de la red MLPG2-1200



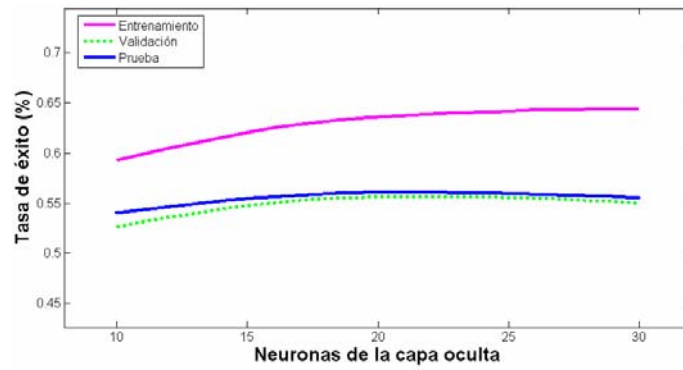
**Figura 5.11** Comportamiento general de la red MLPG2-1800

Cabe destacar, que la curva de entrenamiento se distancia mucho más de las otras dos curvas en el grupo G1 (menor cantidad de datos), que en el grupo G2. Esto se debe a que la red no dispone de suficientes datos para tener una muestra representativa y generalizar sus resultados, por ese motivo, cuando la cantidad de datos de entrenamiento es poca, las redes generalizan mejor con datos de entrenamiento, pero pierden capacidad de generalización con el escaso conjunto de datos de prueba. Adicionalmente, los subgrupos de validación y prueba evolucionan más conjuntamente que en el caso del grupo de datos G1.

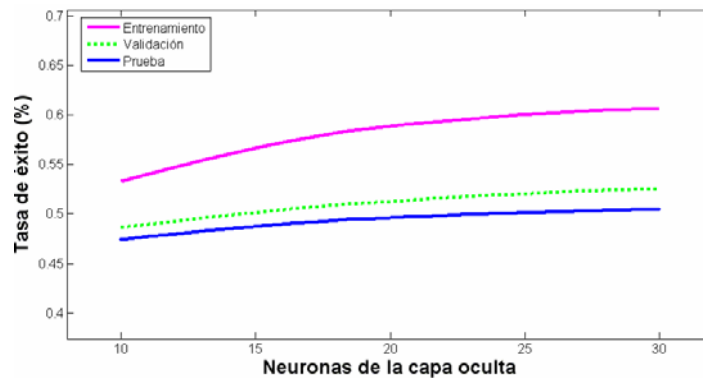
Finalmente, el comportamiento de las redes MLP entrenadas con los datos del grupo G3, se ilustra en las figuras (5.12- 5.14), para las velocidades de giro de 600, 1200 y 1800 RPM respectivamente.



**Figura 5.12** Comportamiento general de la red MLPG3-600



**Figura 5.13** Comportamiento general de la red MLPG3-1200



**Figura 5.14** Comportamiento general de la red MLPG3-1800

A mayores cantidades de datos (grupos G2 y G3), las curvas tienden a agruparse, y proporcionan mejores resultados. Se observa que para el grupo G1 se obtiene un índice de éxito máximo para los datos de prueba de un 53.66%, mientras que para el grupo G3, con mayor cantidad de datos, se obtiene un índice de éxito de un 57.86%, ambos índices máximos a 600 RPM.

Resulta interesante observar que el grupo G3 a 1800 RPM es capaz de entrenarse con un 61.07% de acierto, que resulta más pobre que el 63.06% de acierto del mismo grupo a 600 RPM, y el 63.93% correspondiente a 1200 RPM. El porcentaje de éxito máximo obtenido por la red, representado por el subgrupo de prueba, resulta de un 50.92%, casi siete puntos menor que el alcanzado para el mismo grupo de datos a 600 RPM (57.86%), y menor que el 56.22% alcanzado por el grupo G3 a 1200 RPM.

Para la interpretación de algunas imágenes mostradas, como en el caso de las figuras 5.6, 5.9 y 5.13, existe un fenómeno denominado *sobreaprendizaje* o sobreajuste de los datos de entrenamiento [17], que se presenta en aquellos casos que la red aprende demasiado del conjunto de datos de entrenamiento y reduce la capacidad de generalizar con el conjunto de prueba. Por esta causa, existe un límite en el que el rendimiento de la red empieza a bajar. En este caso, los resultados en los conjuntos de validación y prueba de la red de 30 neuronas en su capa oculta, tienen menor tasa de éxito, que para la red de 20 neuronas en su capa oculta. Esta particularidad no se ha visto reflejada en la mayoría de las curvas de entrenamiento presentadas, ya que son de tipo creciente, pero suele pasar en trabajos relacionados [7].

De manera general, hay muchas cosas resaltantes que se derivan del entrenamiento de los grupos de datos. Al variar el número de neuronas de la capa oculta, y la longitud del número de datos, es posible deducir algunos tópicos de interés. En la Tabla 5.9, se presentan las redes MLP que han presentado mejor rendimiento, correspondientes a los grupos de datos G1, G2 y G3, a diferentes velocidades de giro.

**Tabla 5.9** Redes MLP óptimas para diferentes grupos de datos y velocidades

Grupo de datos	Subgrupo	600 RPM	1200 RPM	1800 RPM	
<b>Grupo G1</b> (60 rodamientos)	<i>Neuronas en la capa oculta</i>	20	30	30	
	<i>Entrenamiento</i>	62.5%	64.67	61.17	
	<i>Validación</i>	51.33%	46.67	53	
	<i>Prueba</i>	53.66%	48.67	51	<b>51.11</b>
<b>Grupo G2</b> (140 rodamientos)	<i>Neuronas en la capa oculta</i>	20	30	30	
	<i>Entrenamiento</i>	63.29	63.86	60.14	
	<i>Validación</i>	57.71	53.43	52	
	<i>Prueba</i>	56.57	54.14	51.86	<b>54.19</b>
<b>Grupo G3</b> (196 rodamientos)	<i>Neuronas en la capa oculta</i>	30	20	30	
	<i>Entrenamiento</i>	63.06	63.93	61.07	
	<i>Validación</i>	58.98	55.10	52.86	
	<i>Prueba</i>	57.86	56.22	50.92	<b>55</b>

La tasa de éxito de cada uno de los grupos de datos, es sensible a la velocidad de giro del eje del rodamiento durante la adquisición de las medidas. En este sentido, es posible comprobar que a bajas velocidades de giro, la clasificación es más acertada que a altas velocidades. Esto se debe a que a altas velocidades resulta más difícil a la red diferenciar unos patrones de otros, a causa del incremento del comportamiento caótico del sistema mecánico y del ruido presente.

Adicionalmente, se observa que la red se comporta mejor mientras mayor es la cantidad de información que maneja, para el grupo G1 presenta un comportamiento ligeramente menos acertado que para el grupo G2 o el grupo G3, que tienen una mayor cantidad de datos. Esto ocurre para las velocidades de giro de 600 y 1200 RPM, ya que a 1800 RPM la clasificación tiende a mantener su porcentaje de éxito.

Por otra parte, otro dato importante es que la mayoría de las máximas tasas de éxito se obtienen de las redes con 30 neuronas en su capa oculta, lo que establece un vínculo a subrayar entre la complejidad de la red (mayor número de neuronas), y el éxito de la red. Para distinguir visualmente si una red ha “sobreadaptado”, basta con detallar si su evolución no es creciente, en tal caso, se dice que la red aprende demasiado del subconjunto de entrenamiento, y generaliza peor con el subconjunto de datos de prueba.

Otro de los fenómenos que cabe distinguir, es que para el caso de las velocidades de 600 y 1200 RPM, se observa que las curvas de los tres subconjuntos se encuentran más alejadas en relación a la cantidad de datos que contienen. Esto se puede explicar en que mientras menos datos tenga la red para aprender, menor será el tiempo de entrenamiento; sin embargo, para redes con mayor cantidad de datos, el entrenamiento lleva mas tiempo y la eficiencia que se reduce en el conjunto de datos de entrenamiento, se traduce en un aumento de la eficiencia de los grupos de prueba y validación, acercando de esta forma a las curvas.

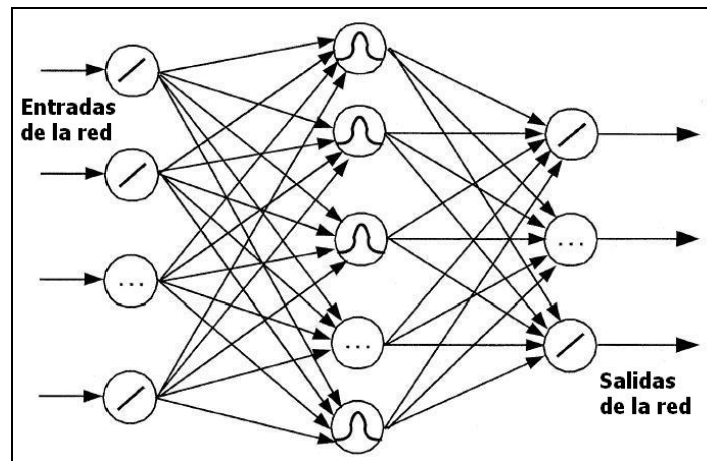
Los mayores porcentajes de éxito se obtienen en el grupo G3, que es el que contiene mayor cantidad de datos, a bajas velocidades de rotación (600 RPM), y para redes con 30 neuronas en su capa oculta (alta complejidad), lo que hace pensar que una red de esta naturaleza puede ser la mas apropiada para incrementar el índice de clasificación con redes MLP. Sin embargo, los resultados definitivos de esta metodología de diagnosis de defectos incipientes en rodamientos de bola, se presenta en el capítulo 6.

## 5.2 Redes de Base Radial (RBF)

Las redes de base radial (RBF), se crearon con el objetivo de funcionar en aplicaciones en tiempo real, y constituyen otra de las redes neuronales más utilizadas en el campo de la diagnosis de defectos [3, 15, 20, 37]. Su utilización ofrece algunas ventajas con respecto a las redes MLP, como la rapidez del entrenamiento [18], y que permite una fácil optimización debido a que posee menos parámetros de diseño, como neuronas en la capa oculta [10], y la función de activación. Las redes RBF definen una relación no lineal entre las variables de entrada y las variables de salida de la red, propagando hacia la salida toda la información recibida en la entrada, siendo su arquitectura muy similar a la de las redes MLP.

### 5.2.1 Arquitectura de redes RBF

Las redes RBF están formadas por tres capas de neuronas, es decir, una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, tal como muestra la figura 5.15. Se caracterizan porque cada una de las neuronas de la capa oculta posee carácter local, en el sentido de que cada neurona de la red se activa en una región diferente del espacio de patrones de entrada [17]. Este carácter local viene dado por el uso de las llamadas funciones de base radial, por lo general, la función gaussiana, como función de activación. Las conexiones de la capa de entrada a la capa oculta no tienen pesos asociados, por lo que la información de entrada se recibe directamente en la capa oculta, mientras que las neuronas de la capa de salida, realizan una combinación lineal de las activaciones de la capa oculta. Los umbrales de las neuronas existen en la capa de salida, y la capa oculta de la red, y se suele tratar como en las redes MLP, es decir, como una conexión más a la neurona cuya entrada es constante e igual a 1.

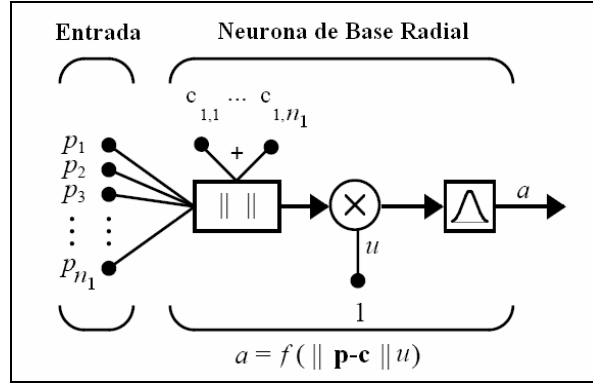


**Figura 5.15** Estructura típica de la red RBF

Al igual que las redes MLP, las redes tipo RBF, están programadas con la Toolbox de redes neuronales de MatLab® [9].

### Propagación de los patrones de entrada

En una red RBF con una neurona de base radial, excitada por un vector de entrada  $P(n) = [p_1(n), p_2(n), \dots, p_{n_1}(n)]$ , que origina una capa de entrada con  $n_1$  neuronas, como muestra la figura 5.16, las neuronas de la capa de entrada no efectúan ninguna activación, simplemente propagan la información que reciben desde el exterior.



**Figura 5.16** Propagación de información en una neurona de base radial

De manera general, entre la capa de entrada y la capa oculta no existen pesos, pero, si existe un procedimiento análogo que calcula la distancia euclídea entre el vector de entrada y su centroide (punto en el cual se centra la campana gaussiana de la función de activación), y lo multiplica por el umbral de la neurona. Este procedimiento resulta tal como muestra la ecuación (5.38).

$$\|P(n) - C_i\| u_j^2 \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n_1 \quad \text{y} \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, n_2 \quad (5.38)$$

Donde  $C_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in_2})$  es un vector que representa los centros de la función de base radial, y  $\| \cdot \|$  es la distancia euclídea del vector de entrada  $P(n)$  al centro  $C_i$ , definida como muestran las ecuaciones (5.39) y (5.40). El umbral de la capa oculta  $u_j^2$ , se define para la Toolbox de MatLab [9], como muestra la ecuación (5.41), y es igual para todas las neuronas de la misma capa.

$$\|P(n) - C_i\| = \left( \sum_{j=1}^{n_1} (p_j(n) - c_{ij})^2 \right)^{1/2} \quad (5.39)$$

Donde  $C$  toma el valor de la matriz traspuesta de  $P$ , tal como indica la ecuación (5.40).

$$C_i = P(n)^T \quad (5.40)$$

$$u_j^2 = \frac{0.8326}{d_j} \quad \text{para } j = 1, \dots, n_2. \quad (5.41)$$

El valor 0.8326 hace que la salida de la neurona sea 0.5 para una distancia euclídea igual a  $d_j$ . Donde  $d_j$  son números reales positivos, que representan la desviación, anchura o dilatación de la base radial. El programa utilizado toma por defecto un valor de 1.0, sin embargo, este factor será discutido en el apartado siguiente, de diseño de redes RBF.

Para la capa oculta, sus activaciones dependen de la función de activación, y del vector de entradas a la red  $P(n)$ , y vienen dadas por la ecuación (5.42).

$$a_i^2(n) = f\left(\frac{\|P(n) - C_i\|}{d_i}\right) \quad \text{para } i=1, 2, \dots, n_2. \quad (5.42)$$

Donde  $f$  es una función de activación de base radial, que suele adoptar tres formas distintas, la función gaussiana, en la ecuación (5.43), la función inversa cuadrática, en la ecuación (5.44), y finalmente, la función inversa multicuadrática, dada por la ecuación (5.45).

$$f(r) = e^{\left(\frac{-r^2}{2}\right)} \quad (5.43)$$

$$f(r) = \frac{1}{1 + r^2} \quad (5.44)$$

$$f(r) = \frac{1}{\sqrt{1 + r^2}} \quad (5.45)$$

En el contexto de las redes RBF, la función de activación más utilizada, es la función gaussiana [23], por tal motivo, la activación de las neuronas de la capa oculta, viene dada generalmente por la ecuación (5.46).

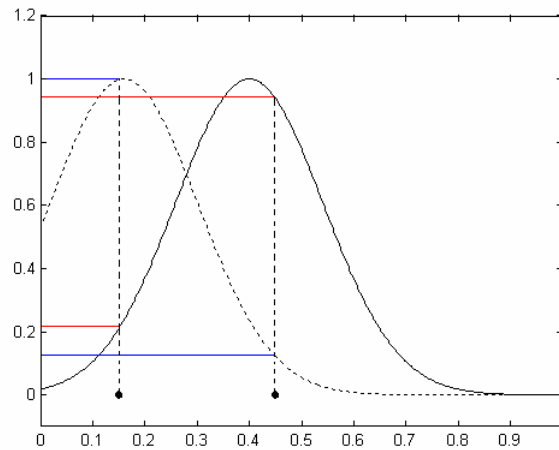
$$a_i^2 = f_i(n) = e^{-\frac{\|P(n) - C_i\|^2}{2d_i^2}} = e^{-\frac{\sum_{j=1}^n (x_j(n) - c_{ij})^2}{2d_i^2}} \quad \text{para } i=1, 2, \dots, n_2. \quad (5.46)$$

Por último, las salidas de la red  $y_k(n)$ , vienen dadas por la ecuación (5.47).

$$a_i^3 = y_k(n) = \sum_{i=1}^{n_2} w_{ik} a_i^2(n) + u_k^3 \quad \text{para } k=1, 2, \dots, n_3. \quad (5.47)$$

### ***Carácter local de las redes RBF***

Una particularidad de las redes RBF, es que para un patrón de entrada  $n$ , se activa sólo una pequeña parte de las neuronas de la capa oculta, dado su carácter local. En la figura 5.17, se observa la activación de dos neuronas vecinas para dos patrones de entrada,  $P(n)=[0,15 \ 0,45]$ .



**Figura 5.17** Activación de dos neuronas de la capa oculta en redes RBF

Como puede observarse en la figura 5.17, para un valor de  $P(n)$  dado, existen dos valores de activación. Para el caso de la neurona representada con la curva discontinua, para un valor de 0,15 de entrada, presenta una activación de 1 (el valor máximo), mientras que la neurona vecina también se activa, pero en este caso, alcanza un valor de 0,22. La diferencia de activaciones de las dos neuronas para los dos valores de entrada, se detalla con el color azul (para la neurona de la izquierda), y rojo (para la neurona de la derecha). Cuanto más alejado esté el patrón de entrada del centro de la función de base radial de la neurona, la activación será de menor valor. Por este motivo, se dice que las redes RBF trabajan de forma local, ya que las funciones de activación trabajan en un rango reducido, mientras que las redes MLP trabajan de forma global, activando todas las neuronas de su capa oculta para un patrón  $n$ , ya que las funciones de activación están diseñadas para trabajar en todo el rango de las entradas.

En un caso extremo, es posible que la red utilice una función de activación por cada patrón de entrada [16], y que por tanto, cada centro sea idéntico al patrón de entrada correspondiente.

### 5.2.2 Diseño de redes RBF

El diseño de redes RBF es mucho más sencillo que el de redes MLP. Fundamentalmente, la arquitectura de red y su aprendizaje determinan el comportamiento de la misma.

#### *Diseño de la arquitectura de red*

Comprende las partes fundamentales de la red, entre ellas, (i) La *función de activación* y (ii) El *número de neuronas* de cada una de las capas.

(i) La *función de activación* de base radial gaussiana, dada por la ecuación (5.41), es la más utilizada en redes RBF [4, 25], y está disponible para la aplicación del diseño en el entorno del programa MatLab®. Por lo general, la selección de una función de activación en redes RBF está limitada a curvas con forma de campana o similares [16], aunque desde el punto de vista teórico, su elección es arbitraria. Las funciones que



no cumplen este requerimiento, como las polinómicas, pueden alterar significativamente el comportamiento de la red. Por los motivos anteriores, se ha seleccionado la función gaussiana para el diseño de las redes RBF.

(ii) Similarmente al apartado 5.2.1, correspondiente al diseño de redes MLP, el *número de neuronas de la capa de entrada* de la red, se compone de la longitud de los vectores de entrada (18), y el *número de neuronas en la capa de salida*, por las condiciones totales a diagnosticar, o clasificaciones posibles (4).

Con respecto al *número de neuronas en la capa oculta*, generalmente se determinan por prueba y error [17] hasta conseguir una red que sea capaz de resolver el problema. No obstante, a diferencia de las redes MLP, para las redes tipo RBF añadir o eliminar unas pocas neuronas ocultas podría influir significativamente en los resultados finales de la red. En la presente Tesis Doctoral, se utilizan 10 números diferentes de neuronas en la capa oculta para cada red (10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100), con el fin de optimizar el proceso de clasificación.

En los últimos años, se han desarrollado algunos métodos que persiguen determinar automáticamente el número de neuronas en la capa oculta de redes RBF. Algunos se basan en técnicas evolutivas ó GA [12, 33], otros a través de técnicas incrementales que incorporan nuevas neuronas a medida que se manejan nuevos datos de entrada [26]. Adicionalmente, estos métodos también buscan optimizar los parámetros asociados a tales neuronas, como los centros y amplitudes.

### ***Aprendizaje de la red***

El proceso de aprendizaje de la red RBF, comienza por determinar el algoritmo disponible. Los algoritmos presentados en MatLab<sup>®</sup> constituyen dos variantes que se basan en un aprendizaje supervisado.

El primero de los algoritmos, emplea una neurona en la capa oculta por cada patrón de entrada, y requiere un valor fijo de  $d$  para efectuar el cálculo. Adicionalmente, los pesos que conectan las neuronas de la capa oculta con las de la capa de salida, se calculan resolviendo la expresión lineal dada por la ecuación (5.48).

$$[W_{kj}^2 u_j^2] [a_k^2 Z]^T = S(n) \quad (5.48)$$

Donde  $Z$  indica una matriz identidad y  $S$  es la salida esperada para el patrón de entrada  $n$ . La expresión (5.48) es utilizada por el código interno de MatLab<sup>®</sup>, y también puede expresarse como la ecuación (5.49).

$$W_{kj}^2 a_k^2 + u_j^2 = S_j \quad \text{para } k = 1, 2, \dots, n_2 \text{ y } j = 1, 2, \dots, n_3 \quad (5.49)$$

En este tipo de algoritmo, el error siempre es igual a cero, ya que se crea una neurona para que coincida con cada patrón de entrada.

El segundo algoritmo posee características similares al anterior, aunque emplea una neurona por cada iteración que realiza, y detiene el entrenamiento si se ha

alcanzado un máximo número de neuronas en la capa oculta o si se ha alcanzado un error mínimo esperado. Por este motivo, permite evaluar distintas redes RBF con un máximo número de neuronas en la capa oculta y verificar la influencia de este parámetro. La variación de los pesos de la capa oculta a la capa de salida varía de acuerdo al nuevo patrón de entrada que excite a la red, las nuevas neuronas minimizarán el error global (MSE), dado por la ecuación (2.22).

Los parámetros de entrenamiento son mayoritariamente valores numéricos que relacionan al algoritmo de entrenamiento con la estructura de la red neuronal. Para la red RBF utilizada en la presente Tesis Doctoral, se consideran los siguientes parámetros de entrenamiento: (i) *La normalización de los valores de entrada*, (ii) *Distribución de las entradas de la red*, (iii) *Valores de la salida esperada*, (iv) *Anchura de la base radial* ( $d$ ) y (v) *El criterio de parada* del entrenamiento.

(i) *La normalización de los valores de entrada* incrementa la estabilidad numérica del proceso de cálculo, tal como para las redes MLP. Este parámetro se selecciona según las características de la función de activación utilizada. Para el caso de la función gaussiana, su rango es  $[0, 1]$ , por lo que resulta conveniente limitar las entradas de la red a este rango de valores.

(ii) *La distribución de las entradas* se efectúa de manera similar a la red MLP, con la determinación de distintos subgrupos. En este caso, sólo con 2 subgrupos, el de entrenamiento y el de prueba. El grupo de prueba será igual al utilizado en el capítulo 5, con la finalidad de comparar el funcionamiento de las dos redes.

(iii) Por otra parte, la *salida esperada* de la red ( $S$ ), se toma como presenta la Tabla 5.10. En la selección de este valor se considera que la activación de la función gaussiana, toma valores entre 0 y 1.

**Tabla 5.10** Valores numéricos de la salida objetivo o salida esperada

<b>Condición 1 (N):</b>	[0 0 0 1]	Rodamiento normal
<b>Condición 2 (I):</b>	[0 0 1 0]	Rodamiento con defecto en pista interna
<b>Condición 3 (B):</b>	[0 1 0 0]	Rodamiento con defecto en bola
<b>Condición 4 (E):</b>	[1 0 0 0]	Rodamiento con defecto en pista externa

(iv) El valor de la anchura ( $d$ ) comentada en el apartado 5.2.1, representa la desviación standard de la función de activación utilizada. Su selección se realiza cuidadosamente, ya que, influye en la activación de los patrones de entrada. Altos valores de  $d$ , ocasionan el aumento del ancho de la “campana”, y pequeños valores de  $d$ , resultan en campanas muy estrechas. En la presente Tesis Doctoral, se ha utilizado un rango de valores de  $d$ , entre 0 y 3, cada 0.01. Es decir, cada red será entrenada y probada con un valor de  $d$ , dado por las ecuaciones (5.50) y (5.51).

$$d = [d_1, d_2, \dots, d_N] \quad \text{para } d_1 = 0.01 \text{ y } d_N = 3 \quad (5.50)$$

Donde

$$d_{i+1} = d_i + 0.01 \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (5.51)$$

(v) El criterio de parada se presenta en la Tabla 5.11, en la cual se resumen los parámetros de entrenamiento utilizados para la red de tipo RBF.

**Tabla 5.11** Parámetros de diseño del entrenamiento de la red RBF

Parámetros	Selección	
<i>Normalización de los valores de entrada</i>	En el rango [0; 1]	
<i>Distribución de las entradas de la red</i>	Entrenamiento	75 %
	Prueba	25%
<i>Tipo de aprendizaje</i>	Supervisado	
<i>Valores de la salida esperada</i>	Ver Tabla 5.10	
<i>Anchura de la base radial</i>	Ver Ecuaciones (5.50) y (5.51)	
<i>Criterios de Parada</i>	MSE límite	10%
	Máximo número de Neuronas en capa oculta	[10, 20...,100]

Con los parámetros de diseño mencionados a lo largo del presente capítulo, se cuenta con una red neuronal para cada grupo de datos estudiado (Grupos 1, 2 y 3), detallados en la Tabla 5.3, con diez cantidades distintas de neuronas de la capa oculta (10, 20,...,100), y para cada una de las velocidades de rotación estudiadas (600, 1200 y 1800 RPM). En total, se han diseñado 90 redes RBF, como se muestra de manera resumida en la Tabla 5.12.

**Tabla 5.12** Redes RBF diseñadas para la diagnosis de defectos en rodamientos

Grupo de datos	Velocidad de Giro (RPM)	Red <sup>Ø</sup>
<i>Grupo 1 (60 rodamientos)</i>	600	RBFG1-600
	1200	RBFG1-1200
	1800	RBFG1-1800
<i>Grupo 2 (140 rodamientos)</i>	600	RBFG2-600
	1200	RBFG2-1200
	1800	RBFG2-1800
<i>Grupo 3 (196 rodamientos)</i>	600	RBFG3-600
	1200	RBFG3-1200
	1800	RBFG3-1800

El resultado previo de entrenar y probar las redes RBF, pertenecientes al grupo G1, G2 y G3, se observa en las Tablas 5.13, 5.14 y 5.15 respectivamente, y corresponde tanto a datos generales, como particulares de cada condición evaluada en la red.

<sup>Ø</sup> Cada una de estas redes ha sido entrenada con 10 diferentes números de neuronas en la capa oculta

**Tabla 5.13** Resultados para redes RBF del grupo G1 con anchura óptima<sup>⊕</sup>

GRUPO 1-600 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.32	0.47	0.43	0.45	0.39	0.39	0.41	0.41	0.41	0.4
	% Eficiencia	N	97.33	97.78	97.78	97.78	96.89	97.78	96.89	97.33	98.67	98.67
		I	6.67	27.55	32	38.22	39.55	43.11	48.44	50.22	52	50.22
		B	96.89	87.11	88.44	88.44	89.78	90.67	89.78	92	92	93.33
		E	50.67	57.78	68.44	67.11	72.89	72.44	72.89	73.33	74.22	77.33
		T	62.89	67.55	71.67	72.89	74.78	76	77	78.22	79.22	79.89
Prueba	$d$ óptimo		0.35	0.37	0.37	0.36	0.33	0.34	0.34	0.33	0.34	0.34
	% Eficiencia	N	97.33	97.33	98.67	96	97.33	96	96	97.33	96	96
		I	6.67	13.33	20	21.33	17.33	16	17.33	17.33	21.33	24
		B	97.33	93.33	92	92	94.67	94.67	94.67	94.6	94.66	94.66
		E	50.67	61.33	60	64	61.33	64	66.67	61.33	65.33	66.67
		T	63	66.33	67.67	68.33	67.67	67.67	68.67	67.67	69.33	70.33
GRUPO 1-1200 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.32	0.27	0.31	0.37	0.37	0.37	0.58	0.51	0.51	0.48
	% Eficiencia	N	84.89	81.78	88	85.77	86.67	88.44	91.55	89.78	89.78	88.89
		I	93.33	96.89	92.89	88	88	89.33	79.55	80	80.44	82.22
		B	7.55	7.55	12	30.67	32	33.56	61.77	55.55	56.89	59.11
		E	53.78	68.44	72	68.89	72	72	56.44	66.22	68.44	69.33
		T	59.89	63.67	66.22	68.33	69.67	71.33	72.33	72.88	73.89	74.89
Prueba	$d$ óptimo		0.31	0.36	0.29	0.32	0.3	0.29	0.37	0.3	0.31	0.3
	% Eficiencia	N	76	78.67	78.67	77.33	74.67	74.67	80	78.67	74.66	78.66
		I	97.33	88	97.33	90.67	90.67	92	85.33	92	92	90.66
		B	9.33	13.33	4	14.66	17.33	12	24	9.33	14.66	12
		E	50.67	61.33	64	69.33	64	68	64	65.33	68	68
		T	58.33	60.33	61	63	61.67	61.67	63.33	61.33	62.33	62.33
GRUPO 1-1800 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.78	0.73	0.67	0.67	0.67	0.72	0.6	0.83	0.57	0.99
	% Eficiencia	N	91.55	88.89	85.78	84.89	80.89	86.22	80.44	85.78	79.55	83.55
		I	68.89	71.11	78.22	76	78.67	80	80.89	84.44	86.22	85.33
		B	52	52.89	58.67	64	69.78	70.67	71.11	79.56	68.89	83.55
		E	22.67	36.89	37.78	39.11	45.78	45.78	52.44	43.55	60.44	47.11
		T	58.78	62.44	65.11	66	68.78	70.67	71.22	73.33	73.78	74.89
Prueba	$d$ óptimo		0.48	0.57	0.58	0.55	0.58	0.4	0.43	0.47	0.74	0.64
	% Eficiencia	N	86.67	88	80	81.33	80	74.67	73.33	80	81.33	80
		I	73.33	76	70.67	73.33	49.33	74.67	72	68	64	61.33
		B	38.67	48	48	41.33	61.33	42.67	50.67	42.67	56	53.33
		E	32	22.67	37.33	36	41.33	50.67	48	48	34.66	45.33
		T	57.67	58.67	59	58	58	60.67	61	59.67	59	60

T: Promedio de N, I, B y E.

<sup>⊕</sup> Sólo se señalan los resultados máximos, alcanzados con una anchura ( $d$ ) óptima.

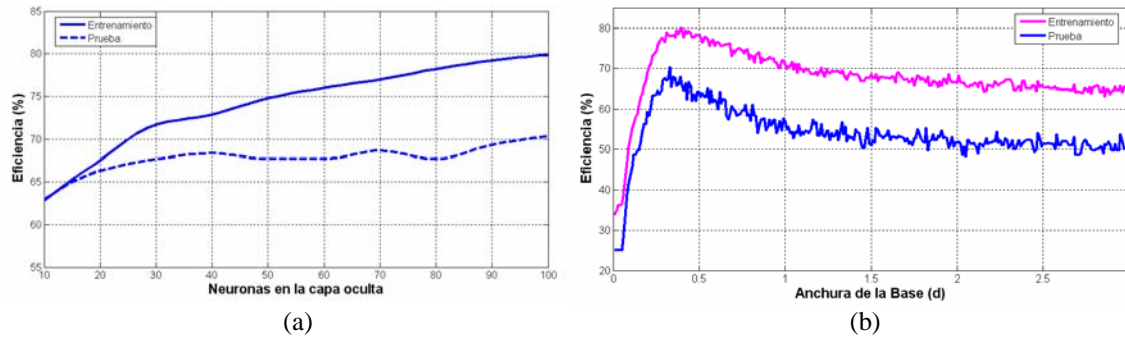
**Tabla 5.14** Resultados para redes RBF del grupo G2 con anchura óptima

GRUPO 2-600 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.32	0.32	0.32	0.31	0.31	0.28	0.31	0.28	0.25	0.28
	% Eficiencia	N	98.86	98.29	98.47	98.85	98.67	97.33	97.9	97.33	97.52	97.52
		I	18.1	19.05	26.85	27.42	29.33	28.57	32.38	33.14	29.52	36.57
		B	91.43	88.19	86.47	87.24	88.38	88.95	87.62	90.28	92.19	90.28
		E	48.57	68.95	72	75.81	77.9	79.62	78.67	80.38	82.86	80.57
		T	64.24	68.62	70.95	72.33	73.57	73.62	74.14	75.28	75.52	76.24
Prueba	$d$ óptimo		0.28	0.28	0.29	0.25	0.28	0.28	0.23	0.27	0.27	0.25
	% Eficiencia	N	98.85	99.42	99.42	97.14	99.42	99.42	98.28	98.28	98.28	97.14
		I	4	10.85	16.57	10.28	16.57	17.71	12	19.42	20	14.85
		B	96	93.14	89.14	93.14	90.28	90.28	93.71	90.85	91.42	92
		E	56	66.28	73.14	75.42	75.42	74.85	76.57	72.57	73.14	77.14
		T	63.71	67.42	69.57	69	70.42	70.57	70.14	70.28	70.71	70.28
GRUPO 2-1200 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.44	0.26	0.28	0.27	0.26	0.29	0.27	0.28	0.32	0.37
	% Eficiencia	N	83.05	80.76	82.09	82.48	79.81	81.52	83.05	82.67	84.38	84.19
		I	78.29	96.38	88.19	92	90.86	85.14	82.48	88.95	83.24	81.14
		B	30.48	5.71	15.43	12.57	16.38	22.48	26.86	22.86	28.19	37.14
		E	33.52	69.9	74.29	75.05	78.48	77.9	80	79.62	79.62	75.81
		T	56.33	63.19	65	65.52	66.38	66.76	68.1	68.52	68.85	69.57
Prueba	$d$ óptimo		0.32	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.37	0.3	0.27	0.27
	% Eficiencia	N	86.85	82.28	82.28	81.71	81.71	78.85	81.71	78.28	80	78.85
		I	89.14	90.85	84.57	82.28	80	82.85	76	84.57	83.42	84
		B	14.85	8.57	16	24.57	27.42	24.57	30.85	22.85	18.85	19.42
		E	46.28	63.42	66.28	64.57	65.71	67.42	64	71.42	71.42	70.85
		T	59.28	61.28	62.28	63.28	63.71	63.42	63.14	64.28	63.42	63.28
GRUPO 2-1800 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.44	0.31	0.63	0.63	0.63	0.5	0.58	0.55	0.47	0.57
	% Eficiencia	N	83.05	72.38	86.1	84.19	83.81	80.95	80.57	78.67	76.95	76.38
		I	78.29	88.95	65.33	68.38	68.38	73.71	74.29	74.86	76.95	74.29
		B	30.48	17.52	56.19	59.43	63.62	56	60.95	62.86	55.05	67.81
		E	33.52	55.05	34.29	37.52	38.29	44.95	44	44.95	55.05	48.19
		T	56.33	58.48	60.48	62.38	63.52	63.90	64.95	65.33	66	66.67
Prueba	$d$ óptimo		0.5	0.39	0.44	0.55	0.51	0.57	0.67	0.67	0.53	0.53
	% Eficiencia	N	84	81.71	81.71	82.28	78.28	81.14	83.42	85.14	81.71	80
		I	76.57	82.85	77.71	68.57	67.42	63.42	62.28	64	68	67.42
		B	34.28	28	41.14	50.28	49.71	52	55.42	51.42	48.57	48.57
		E	28.57	39.42	36.57	30.85	36.57	33.71	33.71	33.71	33.14	37.71
		T	55.85	58	59.28	58	58	57.57	58.71	58.57	57.85	58.42

**Tabla 5.15** Resultados para redes RBF del grupo G3 con anchura óptima

GRUPO 3-600 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.25	0.32	0.28	0.26	0.26	0.26	0.26	0.28	0.31	0.27
	% Eficiencia	N	97.82	98.64	98.23	97.55	97.42	97.14	97.55	98.5	98.23	97.42
		I	5.58	22.45	99.05	19.73	23.54	25.58	29.52	31.16	34.97	35.78
		B	93.33	85.44	88.3	89.25	89.93	88.84	88.71	88.16	85.44	86.8
		E	59.59	65.31	75.92	78.23	79.46	81.22	80.14	79.73	81.22	82.18
		T	64.08	67.96	70.38	71.19	72.59	73.2	73.98	74.39	74.97	75.54
Prueba	$d$ óptimo		0.27	0.23	0.3	0.3	0.22	0.26	0.22	0.22	0.26	0.28
	% Eficiencia	N	97.95	97.55	98.36	97.55	96.32	97.95	95.9	96.32	95.1	97.55
		I	10.20	6.93	25.3	26.93	13.06	21.22	16.32	15.91	22.04	24.89
		B	93.87	95.51	88.16	86.12	95.51	91.42	95.51	95.51	89.79	88.57
		E	53.87	72.24	71.02	73.06	75.10	69.38	73.06	73.87	74.69	71.83
		T	63.97	68.06	70.71	70.91	70	70	70.2	70.40	70.40	70.71
GRUPO 3-1200 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.32	0.26	0.27	0.27	0.27	0.27	0.24	0.31	0.26	0.26
	% Eficiencia	N	86.8	81.9	81.63	81.09	81.9	81.5	83.95	84.22	82.72	82.18
		I	87.89	96.05	93.06	89.25	88.03	67.89	93.2	83.4	89.52	89.8
		B	13.06	3.67	7.21	13.74	15.37	40.68	9.39	23.81	16.6	18.23
		E	51.16	71.02	75.24	77.55	79.59	80	80.27	77.96	82.59	82.72
		T	59.73	63.16	64.29	65.41	66.22	67.52	66.7	67.35	67.86	68.23
Prueba	$d$ óptimo		0.35	0.38	0.35	0.32	0.34	0.25	0.25	0.33	0.33	0.28
	% Eficiencia	N	93.46	90.2	84.89	82.04	81.22	75.51	75.91	82.04	80	80.4
		I	86.12	77.14	82.85	77.95	82.85	91.83	89.38	78.36	77.95	82.44
		B	19.18	25.3	19.18	22.04	22.44	11.02	13.87	26.12	28.16	20.4
		E	34.69	48.57	58.77	67.75	63.67	72.24	72.65	67.75	68.16	71.02
		T	58.37	60.31	61.43	62.45	62.55	62.65	62.95	63.57	63.57	63.57
GRUPO 3-1800 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.4	0.46	0.5	0.62	0.66	0.69	0.6	0.65	0.6	0.6
	% Eficiencia	N	85.31	87.35	85.58	85.99	88.84	89.12	85.99	86.26	84.08	83.54
		I	78.78	72.11	68.98	64.22	66.8	65.85	67.21	67.76	70.2	70.75
		B	29.25	42.18	48.98	59.73	62.04	65.31	62.72	66.39	66.12	66.94
		E	28.98	30.07	34.01	33.06	29.39	31.7	36.46	34.01	37.96	39.73
		T	55.58	57.93	59.39	60.75	61.77	62.99	63.1	63.61	64.59	65.24
Prueba	$d$ óptimo		0.31	0.27	0.42	0.38	0.37	0.44	0.31	0.29	0.31	0.31
	% Eficiencia	N	74.69	67.75	80	72.65	77.14	76.32	66.12	66.93	66.12	69.38
		I	88.16	86.12	71.42	77.95	76.73	69.38	83.67	85.3	83.67	82.85
		B	13.46	20	37.95	32.24	35.51	43.67	24.08	19.59	24.08	22.04
		E	44.08	52.24	40.81	45.71	42.04	40.40	57.14	58.36	56.32	57.95
		T	55.1	56.53	57.55	57.14	57.85	57.44	57.75	57.55	57.55	58.06

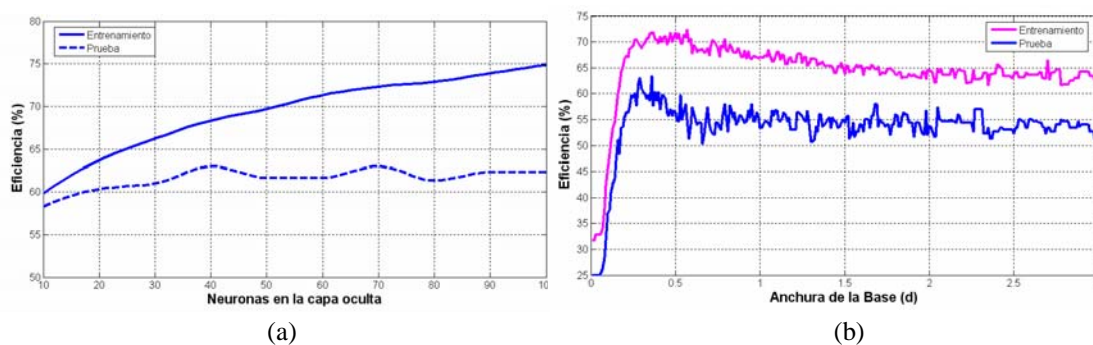
La complejidad de la red neuronal está dada por el número de neuronas en su capa oculta, y afecta enormemente al comportamiento de la red. En la figura 5.18(a), se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes del grupo G1, según el número de neuronas en su capa oculta, correspondientes a una velocidad de giro de 600 RPM. Cabe destacar que el subconjunto de datos de prueba es el que determina la eficiencia de la clasificación. En este sentido, la red más eficiente alcanza una tasa de 70.33%, con 100 neuronas en su capa oculta y una anchura de 0.34, como se muestra en la figura 5.18(b).



**Figura 5.18** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBF-G1-600. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBF-G1-600 con 100 neuronas en su capa oculta

El valor de anchura óptima se consigue al variar el valor de  $d$  para cada una de las redes empleadas. Tras conseguir el valor óptimo, las redes se emplean para una clasificación posterior, que se detalla en el apartado siguiente.

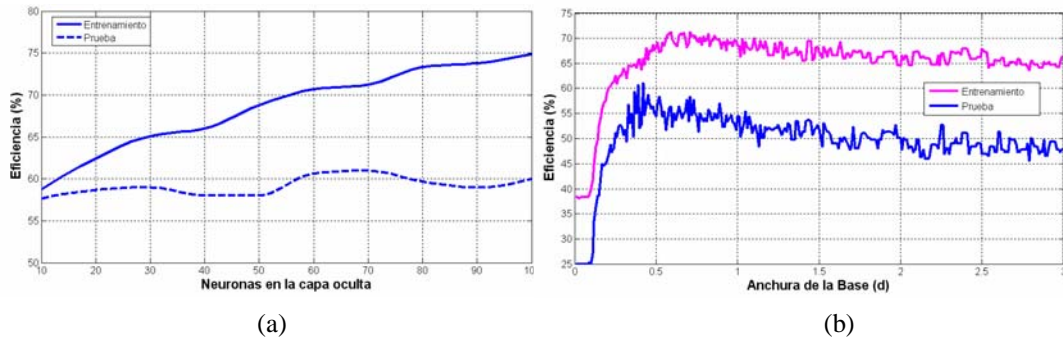
En la figura 5.19(a), se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes correspondientes al grupo G1, para 1200 RPM, según el número de neuronas en su capa oculta.



**Figura 5.19** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBF-G1-1200. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBF-G1-1200 con 70 neuronas en su capa oculta

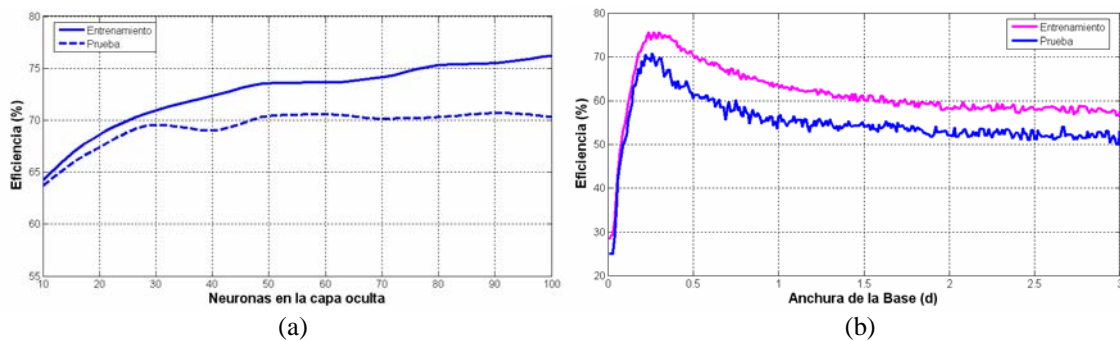
En el caso de las redes RBF-1200 correspondientes al grupo G1, alcanzan una tasa de eficiencia máxima de 63.33%, con 70 neuronas en su capa oculta. Su anchura óptima es de 0.37, y su evolución se puede observar en la figura 5.19(b).

En la figura 5.20(a), se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes correspondientes al grupo G1, para 1800 RPM, según el número de neuronas en su capa oculta. La tasa de eficiencia máxima que alcanzan es de 61%, para una red con 70 neuronas en su capa oculta, cuya anchura óptima es de 0.43. Su evolución puede observarse en la figura 5.20(b).



**Figura 5.20** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG1-1800. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG1-1800 con 70 neuronas en su capa oculta

La tasa de eficiencia obtenida con el grupo de datos G2, se representa en la figura 5.21(a), con respecto al número de neuronas en su capa oculta, para una velocidad de giro de 600 RPM. Seguidamente, en la figura 5.21(b), se presenta la evolución de la eficiencia de la red que presenta mejores resultados, que alcanza un 70.71% de eficiencia, con 90 neuronas en su capa oculta y una anchura de base de 0.27.

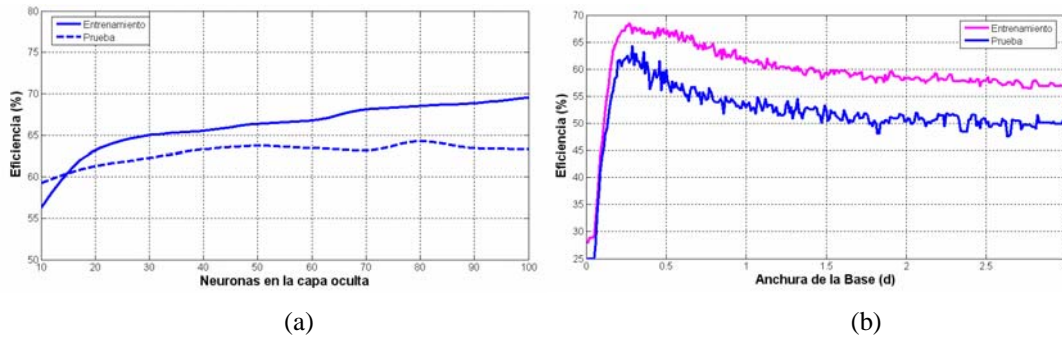


**Figura 5.21** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG2-600. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG2-600 con 90 neuronas en su capa oculta

En la figura 5.22(a), se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes correspondientes al grupo G2, para 1200 RPM, según el número de neuronas en su capa oculta.

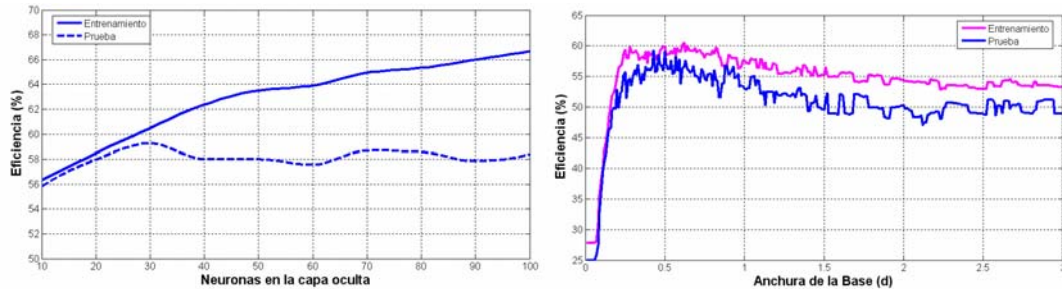
En el caso de las redes RBF-1200 correspondientes al grupo G2, alcanzan una tasa de eficiencia máxima de 64.28%, con 80 neuronas en su capa oculta. Su anchura óptima es de 0.3, y su evolución se puede observar en la figura 5.22(b).





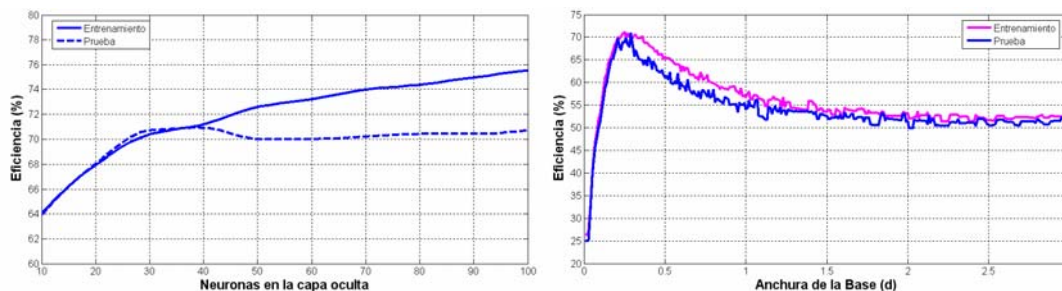
**Figura 5.22** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG2-1200. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG2-1200 con 80 neuronas en su capa oculta

En la figura 5.23(a), se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes correspondientes al grupo G2, para 1800 RPM, según el número de neuronas en su capa oculta. La tasa de eficiencia máxima que alcanzan es de 59.28%, para una red con 30 neuronas en su capa oculta, cuya anchura óptima es de 0.44. Su evolución puede observarse en la figura 5.23(b).



**Figura 5.23** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG2-1800. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG2-1800 con 30 neuronas en su capa oculta

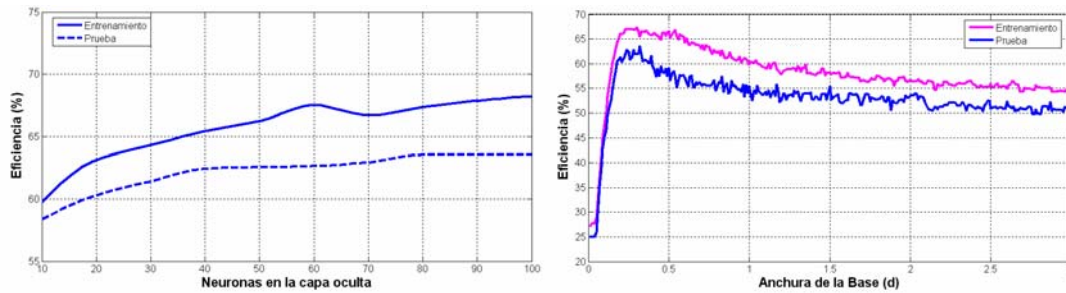
La tasa de eficiencia obtenida con el grupo de datos G3, se representa en la figura 5.24(a), con respecto al número de neuronas en su capa oculta, para una velocidad de giro de 600 RPM. Seguidamente, en la figura 5.24(b), se presenta la evolución de la eficiencia de la red que presenta mejores resultados, que alcanza un 70.91% de eficiencia, con 40 neuronas en su capa oculta y una anchura de base de 0.3.



**Figura 5.24** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG3-600. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG3-600 con 40 neuronas en su capa oculta

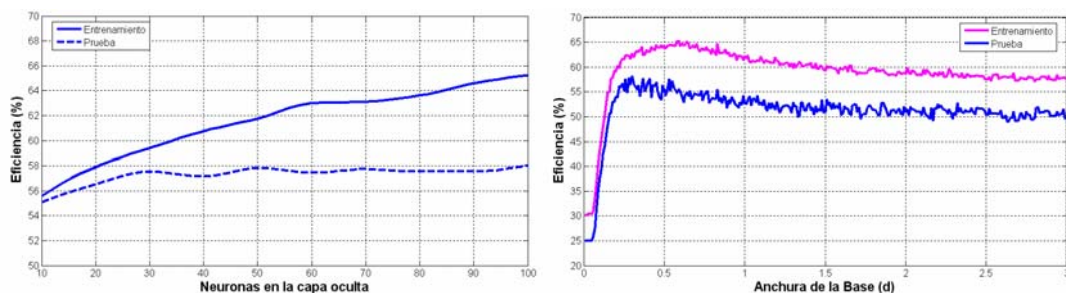
En la figura 5.25(a), se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes correspondientes al grupo G3, para 1200 RPM, según el número de neuronas en su capa oculta.

En el caso de las redes RBF-1200 correspondientes al grupo G3, alcanzan una tasa de eficiencia máxima de 63.57%, con 80, 90 y 100 neuronas en su capa oculta. Su anchura óptima es de 0.33 y 0.28. Su evolución correspondiente a la red de 80 neuronas en su capa oculta, se puede observar en la figura 5.25(b).



**Figura 5.25** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG3-1200. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG3-1200 con 80 neuronas en su capa oculta

Finalmente, en la figura 5.26(a) se ilustra la evolución del máximo porcentaje de eficiencia alcanzado durante el entrenamiento y prueba de las redes correspondientes al grupo G3, para 1800 RPM, según el número de neuronas en su capa oculta. La tasa de eficiencia máxima que alcanzan es de 58.06%, para una red con 100 neuronas en su capa oculta, cuya anchura óptima es de 0.31. Su evolución puede observarse en la figura 5.26(b).



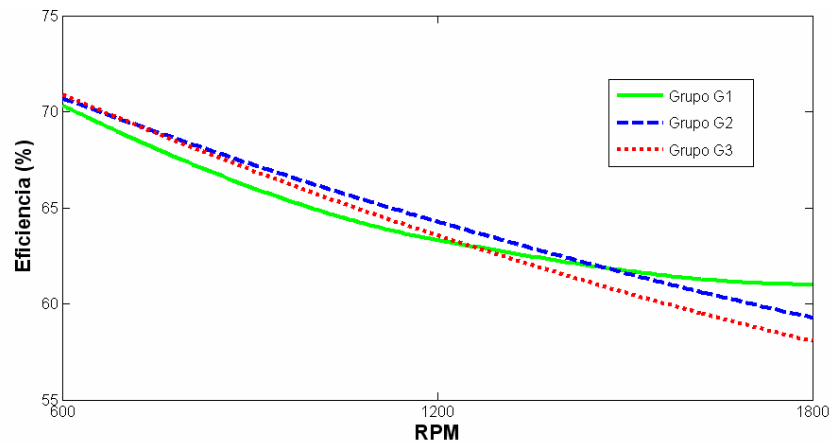
**Figura 5.26** (a) Evolución de la eficiencia máxima del Entrenamiento y Prueba correspondiente a redes RBFG3-1800. (b) Eficiencia del subconjunto de entrenamiento y prueba para RBFG3-1800 con 100 neuronas en su capa oculta

Las redes que han presentado mejor comportamiento para cada grupo y velocidad de estudio, se muestran en la Tabla 5.16. Cabe destacar que a velocidades mas bajas, es mucho mejor la tasa de clasificación, tal como se determinó en el apartado 5.1, con redes MLP.

**Tabla 5.16** Redes RBF óptimas para diferentes grupos de datos y velocidades

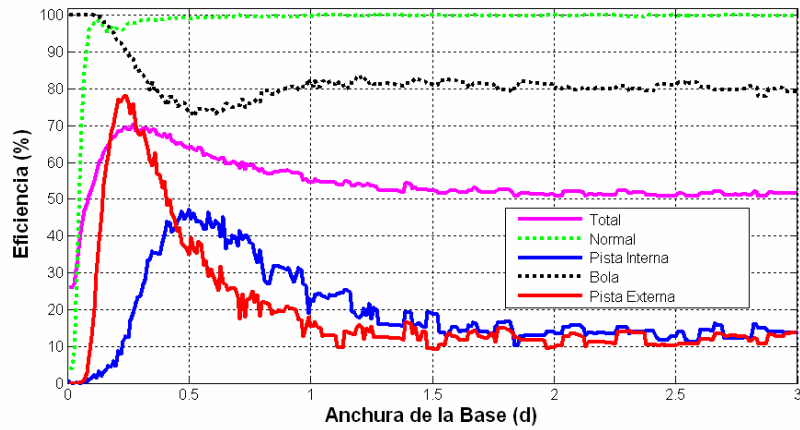
Red	Número de neuronas en la capa oculta	$d_{\text{óptimo}}$	Eficiencia General (%)
RBFG1-600	100	0.34	70.33
RBFG1-1200	70	0.37	63.33
RBFG1-1800	70	0.43	61
RBFG2-600	90	0.27	70.71
RBFG2-1200	80	0.3	64.28
RBFG2-1800	30	0.44	59.28
RBFG3-600	40	0.3	70.91
RBFG3-1200	80, 90, 100	0.33, 0.28	63.57
RBFG3-1800	100	0.31	58.06

En la figura 5.27, se presenta la evolución de la eficiencia de las redes durante la fase de prueba. Se visualiza fácilmente que tal eficiencia se ve afectada en mayor grado por la velocidad de giro del rodamiento, y que los diferentes grupos de datos presentan variaciones muy leves en sus resultados.

**Figura 5.27** Evolución de la eficiencia de la red según el grupo de datos y la velocidad de giro

Las figuras 5.18-5.26, presentan resultados previos de la eficiencia general de la red (T), la cual promedia los valores individuales de la tasa de éxito de los rodamientos Normales (N), y defectuosos (I, B, E). Estos valores individuales han sido presentados en las Tablas 5.12, 5.13 y 5.14, y su evolución presenta características relevantes.

En la figura 5.28, se ilustra un ejemplo de la evolución del entrenamiento en las distintas clases de condiciones, que corresponde a la red RBFG3-600 con 30 neuronas en su capa oculta.



**Figura 5.28** Evolución del entrenamiento a nivel individual de la red RBFG3-600 con 30 neuronas en su capa oculta, según el ancho de su base radial

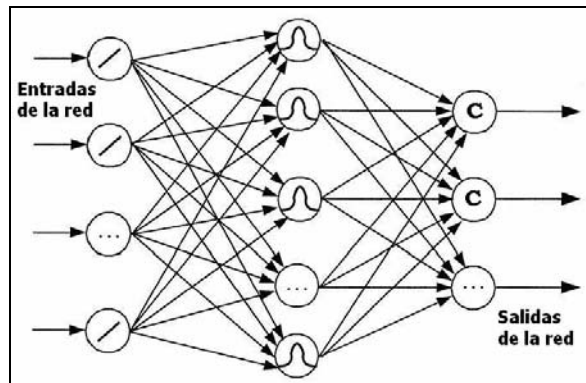
Como se ilustra en la figura 5.28, las cuatro clases que entrenan la red, presentan un comportamiento diferenciado a distinta anchura de base radial. Los rodamientos normales logran entrenarse con facilidad a una anchura mayor de 0.15, obteniendo un porcentaje de eficiencia mayor de 90% pasada una anchura de 0.1. El rodamiento con defecto en bola presenta un comportamiento perfecto a anchuras menores de 0.1, estabilizando su comportamiento para las demás anchuras en torno a un 80%. El rodamiento con defecto en su pista interna obtiene su mejor rendimiento (47%) a una anchura de base de 0.5, obteniendo cifras bastante bajas a demás anchuras. Finalmente, el rodamiento con defecto es su pista externa alcanza su mejor índice de eficiencia (80%) a una anchura de base de 0.25. Estas cuatro condiciones anteriores, determinan que la eficiencia general sea máxima a una anchura de base de 0.28, con una tasa general de un 70 %.

### 5.3 Redes Neuronales Probabilísticas (PNN)

Las Redes Neuronales Probabilísticas (PNN), constituyen una variante de las redes RBF y han sido utilizadas en el campo de diagnóstico de defectos en menor proporción que las redes MLP y RBF. Adicionalmente se han implementado en la monitorización de la condición de equipos de plantas nucleares [2], equipos industriales de procesos [30], y en la predicción del estado de máquinas rotativas [29].

#### 5.3.1 Arquitectura de las redes PNN

Al igual que las redes RBF, la capa oculta de una red PNN, selecciona los centroides más cercano al patrón de entrada, según el número de neuronas ocultas, mientras que la capa de salida o capa “*competitiva*”, realiza una sumatoria de todas las contribuciones de la capa anterior, produciendo un vector de probabilidades para cada clase. De esta forma, una función de activación competitiva evalúa dicha sumatoria, generando un valor de 1 para la neurona de salida con mayor valor de probabilidad y 0 para todas las demás. Comúnmente se dice que esta neurona se activa y las demás no lo hacen. En la figura 5.29 se ilustra un esquema general de una red PNN.



**Figura 5.29** Estructura típica de la red PNN

#### 5.3.2 Diseño de redes PNN

El diseño de las redes PNN posee muchas características similares al diseño de redes RBF. Su arquitectura y entrenamiento se detallan a continuación:

##### *Diseño de la arquitectura de red*

Comprende las partes fundamentales de la red, entre ellas, (i) La *función de activación* y (ii) El *número de neuronas* de cada una de las capas.

(i) La *función de activación* utilizada es la función de base radial o función gaussiana, utilizada en el diseño de redes RBF. El número de neuronas en la capa de entrada y salida permanece igual.

(ii) Similarmente al apartado 5.1.2, correspondiente al diseño de redes MLP, y al apartado 5.2.2 de redes RBF, el *número de neuronas de la capa de entrada* de la red, se compone de la longitud de los vectores de entrada (18), mientras que el *número de neuronas en la capa de salida*, se compone de las condiciones totales a diagnosticar, o clasificaciones posibles (4).

El *número de neuronas* en la capa oculta de una red PNN, viene dado por la cantidad de datos de entrada, o pares ordenados existentes (**Patrón-Objetivo**). En ese sentido, para el grupo de datos G1, se tienen 1200 neuronas, para el grupo G2, se tienen 2800, y para el grupo G3, se tienen 3920. El gran número de neuronas en la capa oculta de las redes PNN es uno de los mayores inconvenientes en su aplicación [29].

### ***Aprendizaje de la red***

El aprendizaje de la red es de tipo supervisado, y los subgrupos de entrenamiento y prueba están dispuestos de la misma manera que con las redes MLP y RBF, es decir, un 75% de los datos compone el subconjunto de entrenamiento, y el 25% restante constituye el subconjunto de datos de prueba.

La red se ha programado en MatLab<sup>®</sup>, con los datos de entrada presentados para entrenar las redes MLP y RBF, normalizados entre un rango de [0, 1], y con la salida esperada (S) que indica la Tabla 5.10.

En el estudio de redes PNN, se ha utilizado un rango de valores para la anchura de base radial ( $d$ ). Cada una de las redes diseñadas, tendrá un valor de  $d$ , como se representa en las ecuaciones (5.52) y (5.53). La información del entrenamiento de las redes PNN se detalla en la Tabla 5.17.

$$d = [d_1, d_2, \dots, d_N] \quad \text{para } d_1 = 0.01 \text{ y } d_N = 1 \quad (5.52)$$

$$d_{i+1} = d_i + 0.01 \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (5.53)$$

**Tabla 5.17** Parámetros de diseño del entrenamiento de la red PNN

Parámetros	Selección	
<i>Normalización de los valores de entrada</i>	En el rango [0; 1]	
<i>Distribución de las entradas de la red</i>	Entrenamiento	75 %
	Prueba	25%
<i>Tipo de aprendizaje</i>	Supervisado	
<i>Valores de la salida esperada</i>	Ver Tabla 5.10	
<i>Anchura de la base radial</i>	Ver Ecuaciones (5.52) y (5.53)	

En resumen, se cuenta con una red neuronal para cada grupo de datos estudiado (grupos G1, G2 y G3), detallados en la Tabla 5.3, con tres distintas cantidades de neuronas de la capa oculta (1200, 2800 y 3920), y para cada una de las velocidades de rotación estudiadas (600, 1200 y 1800 RPM). En total, se han diseñado 9 redes PNN, como se muestra de manera resumida en la Tabla 5.18.

**Tabla 5.18** Redes PNN diseñadas para la diagnosis de defectos en rodamientos

Grupo de datos	Velocidad de Giro (RPM)	Red
<i>Grupo 1</i> (60 rodamientos)	600	PNNG1-600
	1200	PNNG1-1200
	1800	PNNG1-1800
<i>Grupo 2</i> (140 rodamientos)	600	PNNG2-600
	1200	PNNG2-1200
	1800	PNNG2-1800
<i>Grupo 3</i> (196 rodamientos)	600	PNNG3-600
	1200	PNNG3-1200
	1800	PNNG3-1800

El resultado previo de entrenar y probar las redes PNN, pertenecientes a los grupos G1, G2 y G3, se observa en las Tablas 5.19, 5.20 y 5.21 respectivamente, y corresponde a datos generales y particulares de cada condición evaluada en la red.

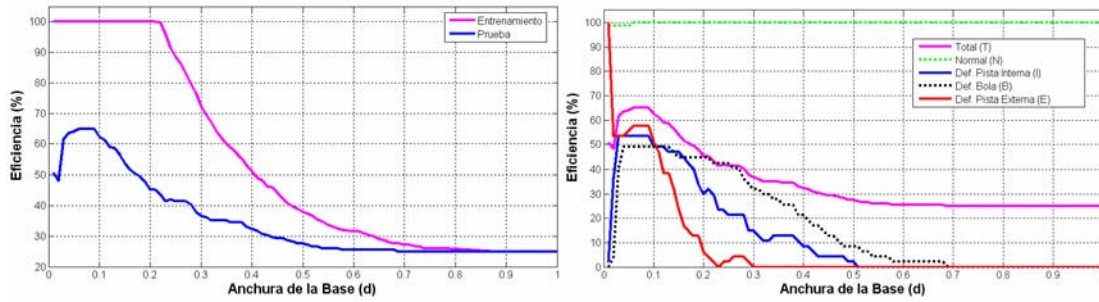
**Tabla 5.19** Resultados de Entrenamiento y Prueba de las redes PNN del grupo G1

°GRUPO G1-600 RPM				°GRUPO G1-1200 RPM				°GRUPO G1-1800 RPM			
Entrenamiento	<i>d</i> óptimo		0.01	<i>d</i> óptimo		0.01	<i>d</i> óptimo		0.01	<i>d</i> óptimo	
	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N
		I	100		I	100		I	100		I
		B	100		B	100		B	100		B
		E	100		E	100		E	100		E
		T	100		T	100		T	100		T
	<i>d</i> óptimo		0.06	<i>d</i> óptimo		0.06	<i>d</i> óptimo		0.08	<i>d</i> óptimo	
Prueba	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	86.67	% Eficiencia	N	76	% Eficiencia	N
		I	53.33		I	64		I	51.2		I
		B	49.07		B	57.6		B	57.6		B
		E	57.6		E	51.2		E	49.07		E
		T	65		T	64.87		T	58.47		T

Como se observa en la Tabla 5.19, el entrenamiento de la red tiene una eficiencia de 100%, básicamente debido a la gran cantidad de neuronas en su capa oculta. Por otra parte, el subconjunto de prueba presenta mejor rendimiento a bajas velocidades de rotación, tal como ha sucedido con las redes MLP y RBF.

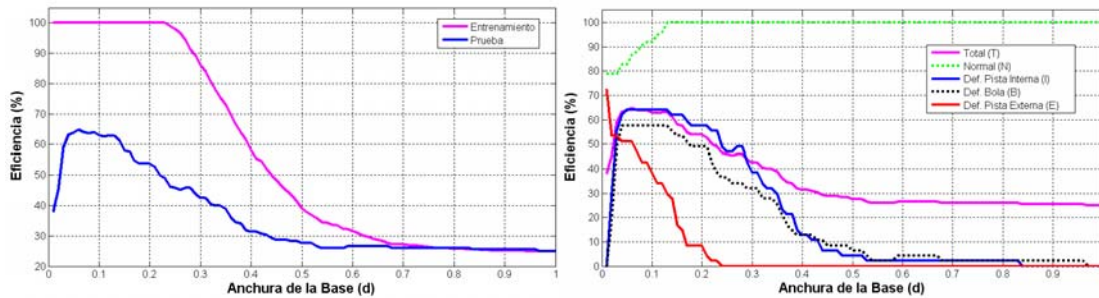
La figura 5.30(a) ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G1, para una velocidad de 600 RPM, en función de la anchura de su base. Mientras que la figura 5.30(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular.





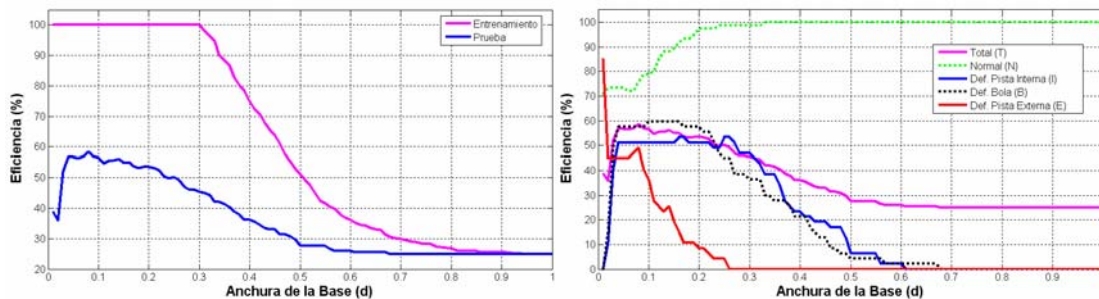
**Figura 5.30** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG1-600. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Por otra parte, la figura 5.31(a) ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G1, para una velocidad de 1200 RPM, en función de la anchura de su base. Mientras que la figura 5.31(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular.



**Figura 5.31** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG1-1200. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Para finalizar con el grupo de datos G1, en la figura 5.32(a) se ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G1, para una velocidad de 1800 RPM, en función de la anchura de su base. Mientras que la figura 5.32(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular.



**Figura 5.32** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG1-1800. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

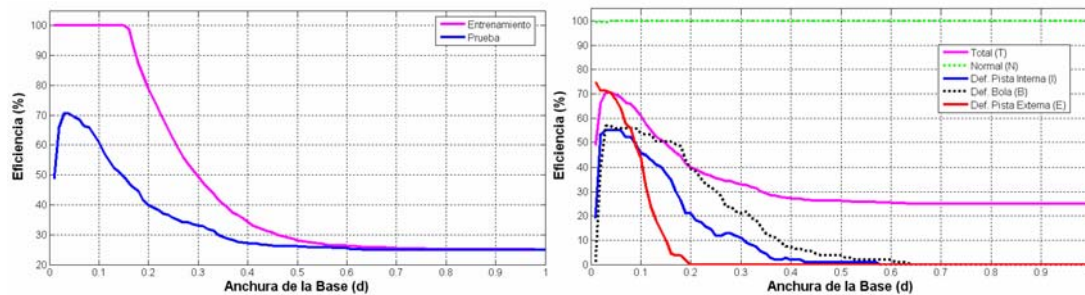


El resultado previo de entrenar y probar las redes PNN para el grupo de datos G2, para todas las velocidades de giro estudiadas, se muestra en la Tabla 5.20.

**Tabla 5.20** Resultados de Entrenamiento y Prueba de las redes PNN del grupo G2

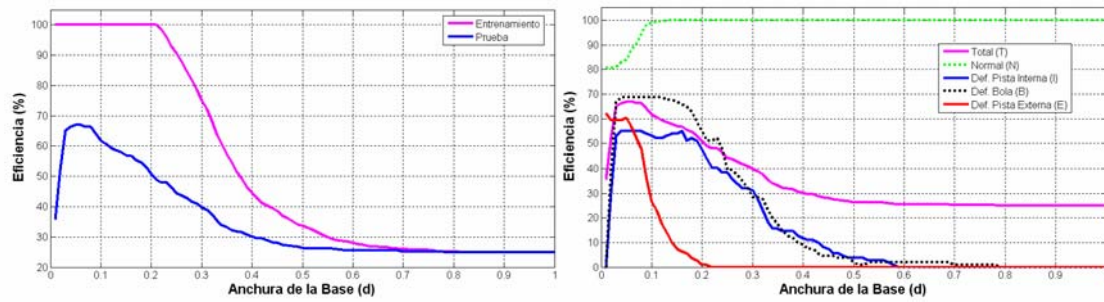
°GRUPO G2-600 RPM				°GRUPO G2-1200 RPM				°GRUPO G2-1800 RPM			
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo	
	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N
		I	100		I	100		I	100		I
		B	100		B	100		B	100		B
		E	100		E	100		E	100		E
		T	100		T	100		T	100		T
Prueba	$d$ óptimo		0.03	$d$ óptimo		0.08	$d$ óptimo		0.07	$d$ óptimo	
	% Eficiencia	N	99.43	% Eficiencia	N	88	% Eficiencia	N	78.86	% Eficiencia	N
		I	54.86		I	54.86		I	64.91		I
		B	56.69		B	68.57		B	58.51		B
		E	71.31		E	56.69		E	61.26		E
		T	70.57		T	67.03		T	65.89		T

La figura 5.33(a) ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G2, para una velocidad de 600 RPM, en función de la anchura de su base, mientras que la figura 5.33(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular.



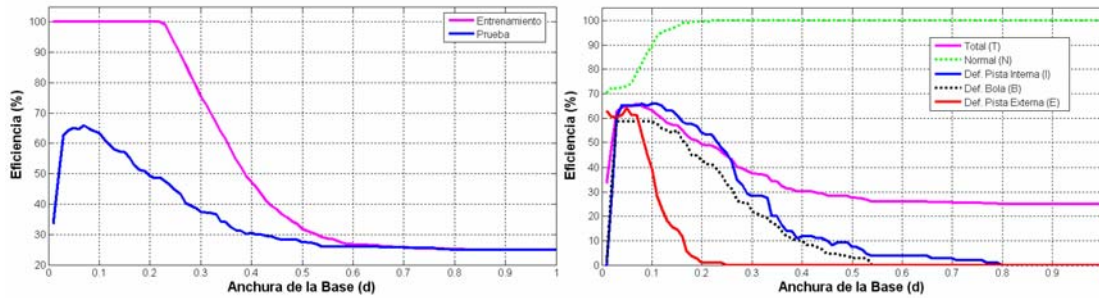
**Figura 5.33** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG2-600. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Adicionalmente, para el grupo de datos G2, la figura 5.34(a) muestra el comportamiento de las redes PNN para una velocidad de 1200 RPM en función de la anchura de su base, mientras que la figura 5.34(b) presenta la evolución del rendimiento del subconjunto de prueba, de cada una de las condiciones estudiadas, y con respecto a la anchura de su base.



**Figura 5.34** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG2-1200. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Para finalizar con el grupo de datos G2, en la figura 5.35(a) se ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G2, para una velocidad de 1800 RPM, en función de la anchura de su base. Mientras que la figura 5.35(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular y la anchura de la base radial.



**Figura 5.35** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG2-1800. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

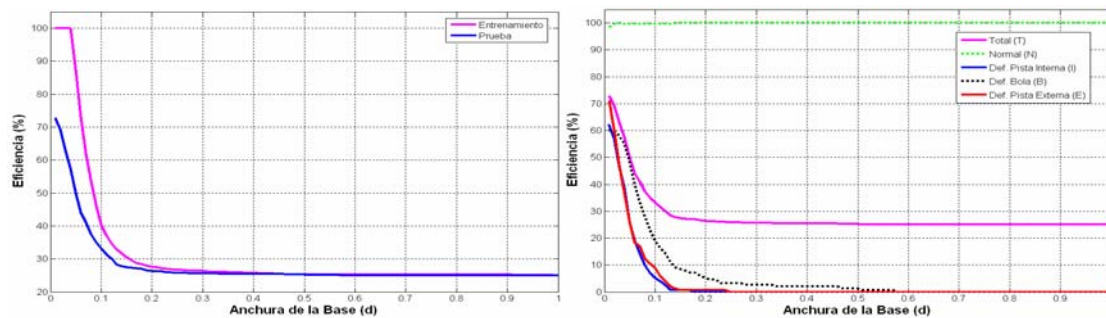
Para el grupo de datos G3, el resultado previo de entrenar y probar las redes PNN, para todas las velocidades de giro estudiadas, se muestra en la Tabla 5.21.

**Tabla 5.21** Resultados de Entrenamiento y Prueba de las redes PNN del grupo G3

°GRUPO G3-600 RPM				°GRUPO G3-1200 RPM				°GRUPO G3-1800 RPM			
Entrenamiento	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo	
	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N	100	% Eficiencia	N
		I	100		I	100		I	100		I
		B	100		B	100		B	100		B
		E	100		E	100		E	100		E
		T	100		T	100		T	100		T
Prueba	$d$ óptimo		0.01	$d$ óptimo		0.04	$d$ óptimo		0.07	$d$ óptimo	
	% Eficiencia	N	98.37	% Eficiencia	N	91.43	% Eficiencia	N	81.63	% Eficiencia	N
		I	62.04		I	62.69		I	65.31		I
		B	60.08		B	60.73		B	55.51		B
		E	71.18		E	54.86		E	42.45		E
		T	72.92		T	67.43		T	61.22		T

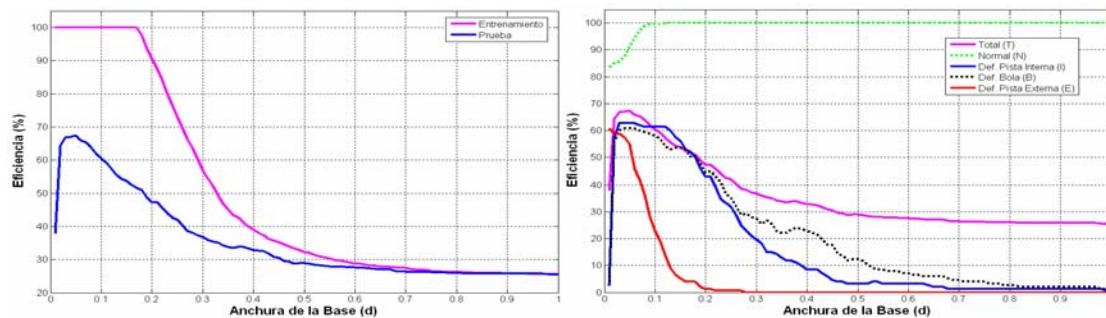
El entrenamiento del grupo de datos G3 indica que los resultados observados en el entrenamiento de los grupos G1 y G2 no son una casualidad, y que el entrenamiento se hace más exacto mientras menor valor tiene el ancho de la base radial. Adicionalmente, con un ancho de base radial de 0.01 se obtiene el mejor resultado para el subconjunto de datos de prueba, alcanzando un 72.92%.

La figura 5.36(a) ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G3, para una velocidad de 600 RPM, en función de la anchura de su base, mientras que la figura 5.36(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular.



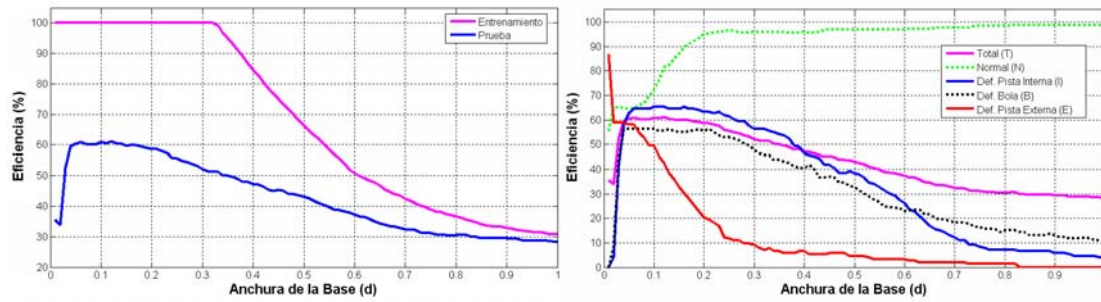
**Figura 5.36** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNN G3-600. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Adicionalmente, para el grupo de datos G3, la figura 5.37(a) muestra el comportamiento de las redes PNN para una velocidad de 1200 RPM en función de la anchura de su base, mientras que la figura 5.37(b) presenta la evolución del rendimiento del subconjunto de prueba, de cada una de las condiciones estudiadas, y con respecto a la anchura de su base.



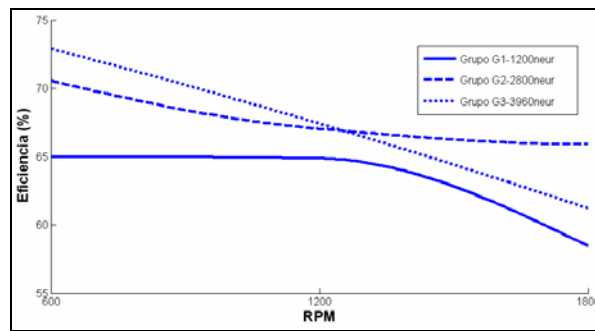
**Figura 5.37** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNN G3-1200. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Para finalizar con el grupo de datos G3, en la figura 5.38(a) se ilustra el comportamiento de las redes del grupo de datos G3, para una velocidad de 1800 RPM, en función de la anchura de su base. Mientras que la figura 5.38(b) muestra la evolución del rendimiento del subgrupo de datos de prueba para la misma red, con respecto a cada condición en particular y la anchura de la base radial.



**Figura 5.38** (a) Evolución de la eficiencia del Entrenamiento y Prueba correspondiente a la red PNNG3-1800. (b) Eficiencia del subconjunto de prueba para cada condición

Los resultados previos del entrenamiento y prueba de las redes PNN muestran que a mayor complejidad de la red neuronal, dada por el número de neuronas en la capa oculta, mayor es la eficiencia de la red (exceptuando el caso de 1800 RPM, donde el grupo G2 supera al grupo G1). Por otra parte, también está claro que a menores revoluciones, las redes presentan mejor rendimiento, tal como sucede con las redes MLP y RBF. En la figura 5.39 se ilustra la evolución de los subgrupos de prueba de los grupos de datos G1, G2 y G3, según la velocidad de giro de los rodamientos ensayados.



**Figura 5.39** Evolución de la eficiencia de los subgrupos de ensayo según velocidad

Las redes PNN que han presentado mejor comportamiento para cada grupo y velocidad de estudio, se muestran en la Tabla 5.22. Cabe destacar que a velocidades mas bajas, es mucho mejor la tasa de clasificación, tal como se determinó en los apartados 5.1 y 5.2, con redes MLP y RBF respectivamente.

**Tabla 5.22** Redes PNN óptimas para diferentes grupos de datos y velocidades

Red	Número de neuronas en la capa oculta	$d_{\text{óptimo}}$	Eficiencia General (%)
PNNG1-600	1200	0.06	65
PNNG1-1200	1200	0.06	64.87
PNNG1-1800	1200	0.08	58.47
PNNG2-600	2800	0.03	70.57
PNNG2-1200	2800	0.08	67.03
PNNG2-1800	2800	0.07	65.89
PNNG3-600	3920	0.01	72.92
PNNG3-1200	3920	0.04	67.43
PNNG3-1800	3920	0.07	61.22

## Referencias

---

- [1] ALGUÍNDIGUE, I., UHRIG, R. "Automatic Fault Recognition in Mechanical Components Using Coupled Artificial Neural Networks" *IEEE World Congress on Computational Intelligence*. 1994, p. 3312-3317.
- [2] ATTIEH, I. GRIBOK, A., HINES, J., UHRIG, R. "Pattern recognition techniques for transient detection to enhance nuclear reactors' operational safety" *Proc. 25th CNS/CNA Annu. Student Conf.*, Knoxville, TN, Mar. 2000.
- [3] BOTROS, K., KIBRYA, G., GLOVER, A. "A Demonstration of Artificial Neural-Networks-Based Data Mining for Gas-Turbine-Driven Compressor Stations" *Transactions of ASME. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*. 2002, vol 124, p. 284-297.
- [4] CATALÁ, A., PARRA, X. "Fault Tolerance Parameter Model of Radial Basis Function Networks" *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. 1996, p. 1384-1389.
- [5] CHOW, M. Y., MANGUM, P., YEE, S. "A Neural Network Approach to real-time condition monitoring of induction motors" *IEEE transactions on industrial electronics*. 1991, vol. 38, p. 448-453.
- [6] CHOW, M. Y., SHARPE, R., HUNG, J. "On the Application and Design of Artificial Neural Networks for Motor Fault Detection-Part I" *IEEE transactions on industrial electronics*. 1993, vol. 40, p. 181-188.
- [7] CHOW, M. "Methodologies of using neural networks and fuzzy logic technologies for motor incipient fault detection". World Scientific. ISBN 9810232659. Singapore, 1997.
- [8] CYBENKO, G. "Approximation by superposition of a sigmoidal function". *Mathematics of Control, Signals and Systems*. 1989. Vol. 2, p. 303-314.
- [9] DEMUTH, H., BEALE, M., HAGAN, M. "Neural network toolbox user's guide". Version 5. The MatWorks, Inc. 2006.
- [10] DINI, G., FAILLI, F. "Planning Grasps for Industrial Robotized Applications using Neural Networks" *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2000, vol. 16, p. 451-463.
- [11] GODOY, M., MEIRELES, M., ALMEIDA, P. "A comprehensive review for industrial applicability of artificial neural networks". *IEEE transactions on industrial electronics*. 2003, vol. 50, p. 585-601.
- [12] GRUAU, F. "Genetic Synthesis of modular neural networks" *Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Genetic Algorithms*. 1995, p. 318-325.

- [13] GUTIERREZ, G., GALVAN, I., SANCHIS, A. "Diseño de Redes Neuronales Artificiales mediante Computación Evolutiva". 2001. Reporte Técnico, Departamento de Informática. Universidad Carlos III de Madrid.
- [14] HAGAN M.T, DEMUTH H.B y BEALE, M. "Neural Network Design". PWS Publishing Company. ISBN 0534943322. EEUU, 1996.
- [15] HAN, T., YANG, B., CHOI, W., KIM, J. "Fault Diagnosis System of Induction Motors Based on Neural Network and Genetic Algorithm Using Stator Current Signals" *International Journal of Rotating Machinery*. 2006, vol. 2006, p. 1-13.
- [16] HU Y., HWANG, J. "Handbook of Neural Network Signal Processing". CRC Press. ISBN 0849323592. EEUU, 2002.
- [17] ISASI, P., GALVÁN, I. Redes de Neuronas Artificiales. Un enfoque práctico. Pearson Prentice Hall. Madrid, España. 2004. ISBN: 84-205-4025-0.
- [18] LEONARD, J., KRAMER, M. "Radial Basis Function Networks for Classifying Process Faults" *IEEE Control Systems Magazine*. 1991, vol. 11, p. 31-38.
- [19] LI, B., CHOW, M. Y., TIPSUWAN, Y., HUNG, J.C. "Neural-network based motor rolling bearing fault diagnosis" *IEEE transactions on industrial electronics*. 2000, vol. 47, p. 1060-1069.
- [20] LI, R., WANG, D., ZHANG, P. "Fault Diagnosis of Turbo-Generator based on RBF Neural Networks" *Proceedings of the Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 2-5 Noviembre 2003, Xi'an, China.
- [21] McCULLOCH, W.S y PITTS, W. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943, Vol. 9, p. 127-147.
- [22] MILLER, G., TODD, P., HEGDE, S. "Designing Neural Networks using genetic algorithms". Third International Conference on Genetic Algorithms. 1989. p. 379-384.
- [23] MOODY, J., DARKEN, C. "Fast Learning in Networks of Locally-Tuned Processing Units" *Neural Computation*. 1989, vol. 1, p. 281-294.
- [24] NAIDU, S., ZAFIRIOU, E., MCAVOY, T. "Use of Neural Networks for Sensor Failure Detection in Control Systems" *IEEE Control Systems Magazine*. 1990, vol. 10, p. 49-55.
- [25] NOR, N., HARUN, S., KASSIM, A. "Radial Basis Function Modeling of Hourly Streamflow Hydrograph" *Journal of Enviromental Engineering*. 2007, vol. 12, p. 113-123.
- [26] PLATT, J. "A Resource - Allocating Network for Functions Implementation" *Neural Computation*. 1991, vol. 3, p. 213-225.



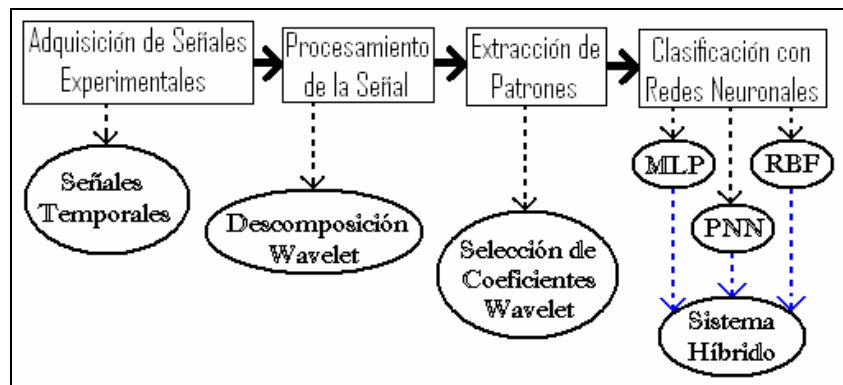
- [27] PRINCIPE, J.C, EULIANO, N.R y LEFEBVRE W.C. "Neural and adaptive systems". John Wiley & Sons. ISBN 0471351679. EEUU, 2000.
- [28] SAMANTA, B., AL-BALUSHI, R. "Artificial Neural Network Based Fault Diagnostic of Rolling Element Bearings using Time-Domain Features" *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2003, vol. 17, p. 317-328.
- [29] SAMANTA, B., AL-BALUSHI, R. "Bearing Fault Detection Using Artificial Neural networks and Genetic Algorithm" *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. 2004, vol. 3, p. 366-377.
- [30] SORSA, T., KOIVO, H., KOIVISTO, H. "Neural networks in process fault diagnosis" *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.* 1991, vol. 21, p. 815-825.
- [31] VEMURI, A., POLYCARPOU, M. "Neural-Network Based Robust Fault Diagnosis in Robotic Systems" *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1997, vol. 8, p. 1410-1420.
- [32] WANG, L., HOPE, A. "Bearing Fault Diagnosis using Multi-Layer Neural Networks" *Non Destructive Testing and Condition Monitoring*. 2004, vol. 46, p. 451-455.
- [33] WHITEHEAD, B., CHOATE, T. "Cooperative-Competitive Genetic Evolution of RBF Centers and Widths for Time Series Prediction" *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1996, vol. 7, p. 869-880.
- [34] YAN, R., GAO, R. "An efficient Approach to Machine Health Diagnosis Based on Harmonic Wavelet Packet Transform" *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2005, vol. 21, p. 291-301.
- [35] YANG, D, STRONACH, A, MACCONNEL, P. "The application of Advanced Signal Processing Techniques to Induction Motor Bearing Condition Diagnosis". *Meccanica*. 2003, vol. 38, p. 297-308.
- [36] YAO, X., LIN, Y. "A new evolutionary system for evolving artificial neural networks". *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1997. Vol. 8, p. 694-713.
- [37] ZHANG, J., HUANG, Z. "Kernel Fisher Discriminant Analysis for Bearing Fault Diagnosis" *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 18-21 Agosto 2005, Guangzhou, China.

## **Resultados Experimentales 6**



## Capítulo 6. RESULTADOS EXPERIMENTALES

En el presente capítulo, se detallan los resultados alcanzados en cada una de las fases del proceso de diagnóstico de defectos, partiendo de la adquisición de las señales experimentales del banco de ensayo de rodamientos cedido por el Departamento de Ingeniería Mecánica de la UNED, su procesamiento con el Análisis Multiresolución (MRA), selección de los patrones característicos, hasta la clasificación final con diferentes tipologías de red neuronal (MLP, RBF y PNN). En la Figura 6.1 se muestra un diagrama general de los resultados experimentales, en donde los cuadros representan la fase metodológica, y las circunferencias representan los resultados experimentales obtenidos.



**Figura 6.1** Diagrama de Resultados presentados en el capítulo 6

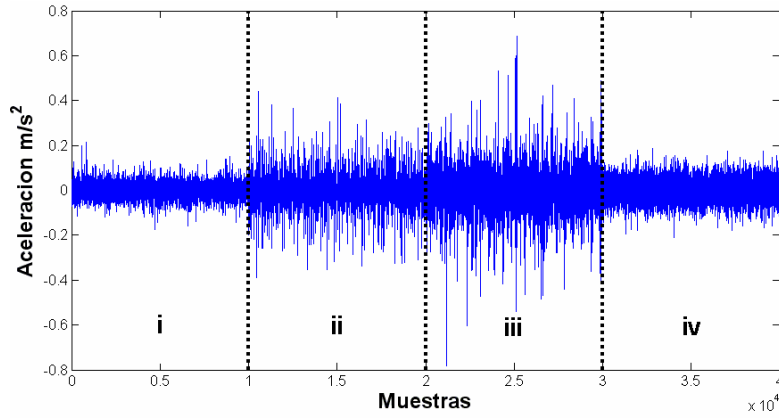
Adicionalmente, estos resultados experimentales han sido utilizados por parte del autor de la presente Tesis Doctoral, para el desarrollo de publicaciones científicas [5], y ponencias en congresos internacionales [2, 3, 4].

### 6.1 Señales experimentales adquiridas

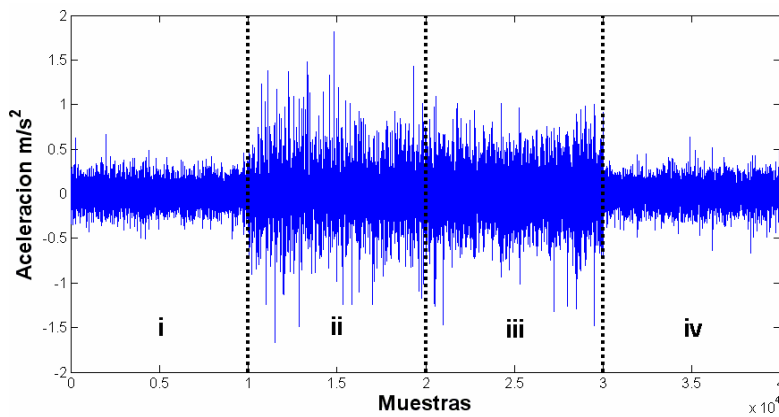
Los tres grupos de datos estudiados, han sido previamente adquiridos de la bancada de ensayos detallada en el capítulo 2. El grupo de datos G1 consta de 15 rodamientos de cada condición o clase, mientras el grupo de datos G2 posee 35 rodamientos y el grupo G3, 49 rodamientos en total.

Cada uno de los rodamientos ha sido ensayado 20 veces, siguiendo la nomenclatura presentada en el apartado 3.3.2 y la Figura 3.6, construyendo señales de 256 datos en cada medición. La Figura 6.2 presenta una vista previa de las señales adquiridas a una velocidad de giro de 600 RPM. Similarmente, las Figuras 6.3 y 6.4 muestran algunas de las señales adquiridas a 1200 y 1800 RPM respectivamente.

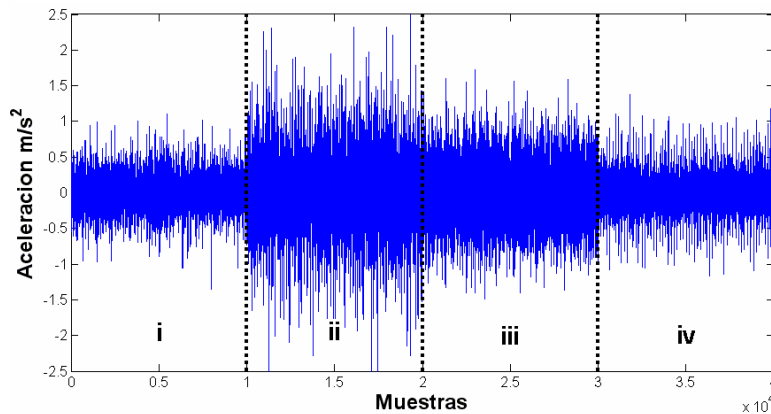
Cada una de estas imágenes se divide en cuatro cuadrantes; el primero de ellos (i), contiene la señal de un rodamiento sin defecto, o en estado “Normal”, en el segundo cuadrante (ii), se presenta la señal correspondiente a un rodamiento con defecto en su pista interna, en el tercer cuadrante (iii) se introduce una señal de un rodamiento con defecto en una de sus bolas, y por último, en el cuarto cuadrante (iv) se ubica una señal correspondiente a un rodamiento con defecto en su pista externa.



**Figura 6.2** Señales temporales de cada condición estudiada a 600 RPM  
(i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 6.3** Señales temporales de cada condición estudiada a 1200 RPM  
(i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 6.4** Señales temporales de cada condición estudiada a 1800 RPM  
(i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa

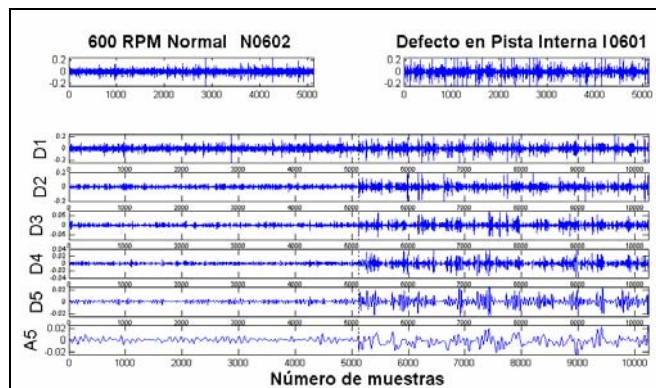
Es posible observar que la condición (i), correspondiente a la señal de un Rodamiento Normal, presenta la menor amplitud de vibración de todas las figuras, solamente comparable a la condición (iv), correspondiente a la señal de un rodamiento con defecto en su pista externa, a 1200 y 1800 RPM.

Otro aspecto importante es que las condiciones (ii), correspondiente a la señal de un rodamiento con defecto en su pista interna, y (iii), correspondiente a la señal de un rodamiento con defecto en una de sus bolas, alternan la mayor amplitud de vibración a diferentes velocidades de giro. A una velocidad de 600 RPM, la condición (ii) presenta una mayor amplitud, mientras que para una velocidad de 1200 RPM, las dos condiciones (ii y iii) tienen una amplitud similar. Finalmente, para una velocidad de giro de 1800 RPM, la condición (iii) es la que presenta una mayor amplitud.

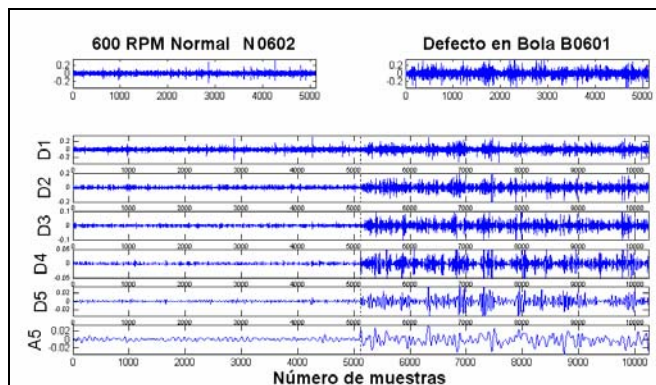
El siguiente apartado, resume los resultados obtenidos a través de la aplicación del Análisis Wavelet a las señales temporales obtenidas.

## 6.2 Procesamiento de las señales adquiridas

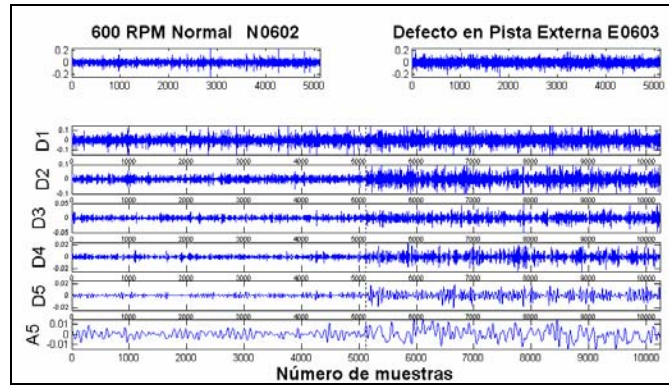
El conjunto total de las señales adquiridas, correspondientes a los grupos de datos G1, G2 y G3, ha sido procesado a través del Análisis Multiresolución (MRA), a un nivel de descomposición 5. En las Figuras 6.5-6.7 se observa el resultado comparativo de tal análisis entre las señales correspondientes a rodamientos con defecto y rodamientos normales, a una velocidad de 600 RPM.



**Figura 6.5** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento sin defecto y otro con defecto en su pista interna para 600 RPM

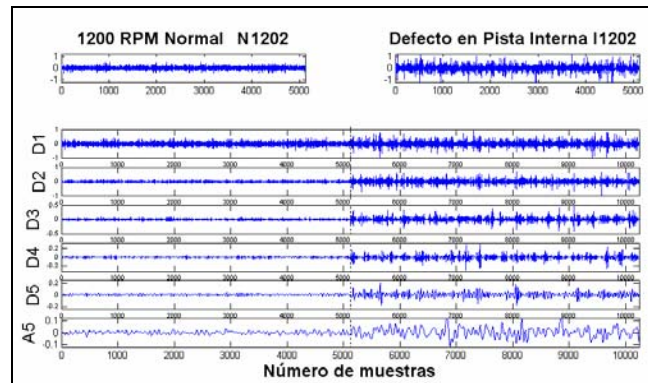


**Figura 6.6** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento sin defecto y otro con defecto en bola para 600 RPM

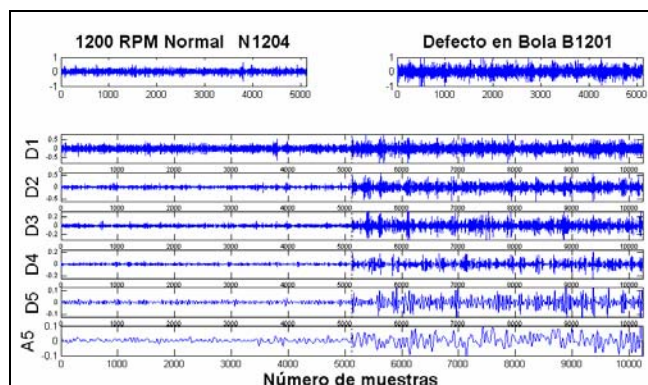


**Figura 6.7** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista externa para 600 RPM

En las Figuras 6.8-6.10 se observa el resultado comparativo del análisis anterior para las señales correspondientes a una velocidad de 1200 RPM.

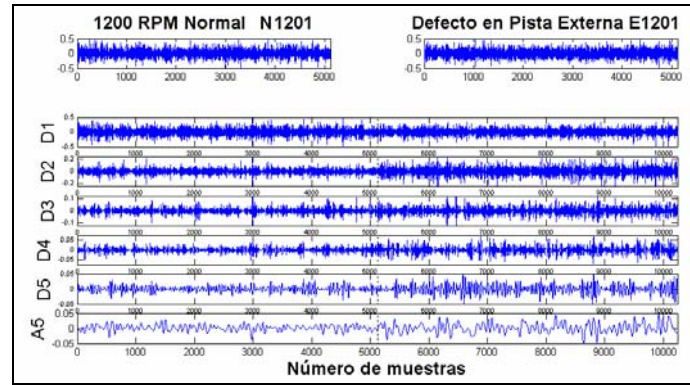


**Figura 6.8** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista interna para 1200 RPM



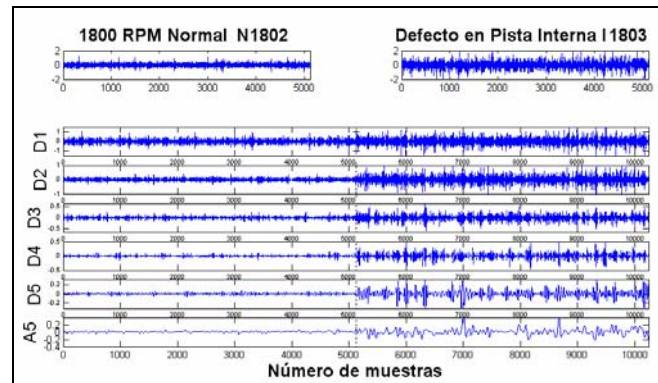
**Figura 6.9** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en bola para 1200 RPM



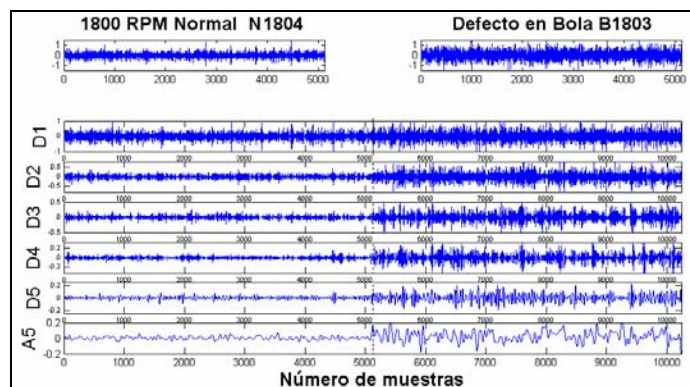


**Figura 6.10** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista externa para 1200 RPM

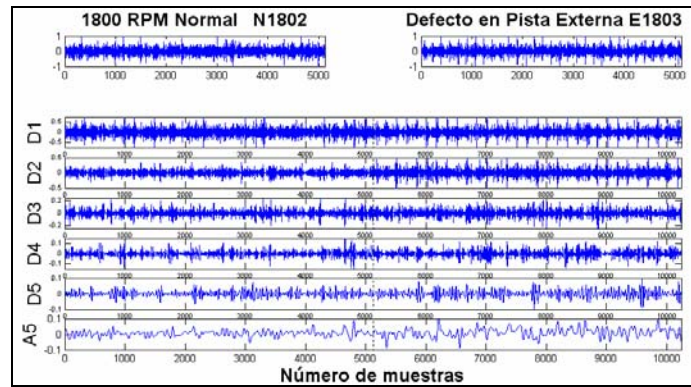
Finalmente, las siguientes tres Figuras (6.11, 6.12 y 6.13), corresponden a la aplicación del MRA y posterior síntesis, a los tres tipos de condición estudiada para una velocidad de giro de 1800 RPM.



**Figura 6.11** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en su pista interna para 1800 RPM



**Figura 6.12** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en bola para 1800 RPM



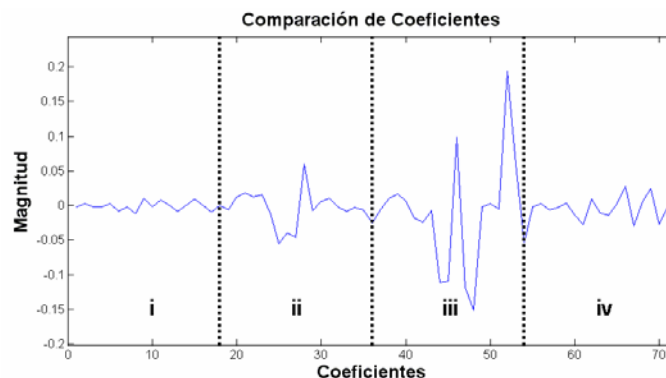
**Figura 6.13** Comparación de la descomposición Wavelet de nivel 5 de un Rodamiento normal (sin defecto) y otro con defecto en pista externa para 1800 RPM

En todos los niveles de descomposición, existen diferencias notables de forma y amplitud de las señales consideradas, lo que confirma que la DWT-MRA es capaz de extraer información de las señales en estudio, al separar diferentes bandas de frecuencia del espectro general de la señal.

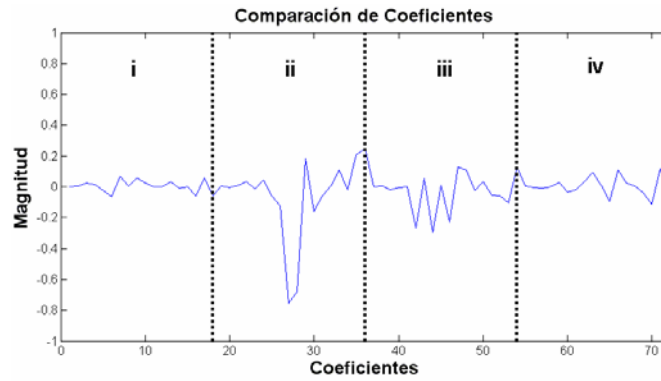
De manera general, un rodamiento defectuoso presenta picos de amplitud mayores que los de un rodamiento normal, en todos los niveles de descomposición. Cabe destacar que, a medida que aumenta el nivel de descomposición, la señal presenta mayor claridad en los impulsos vibratorios, lo que se verifica en señales como  $D_5$  ó  $D_4$ .

### 6.3 Extracción de patrones característicos

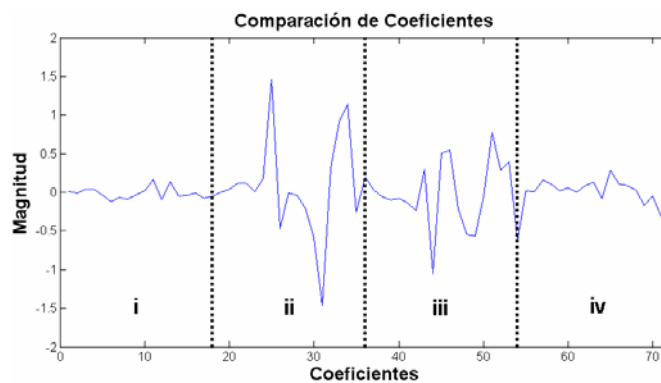
En base al apartado anterior, se han extraído aquellos rasgos más representativos que faciliten una diferenciación entre las condiciones a clasificar. En el apartado 4.3 se presenta una amplia reseña de tal procedimiento. En las Figuras 6.14-6.16 se presenta una muestra de los patrones extraídos en las señales experimentales procesadas mediante la DWT, a diferentes velocidades de giro.



**Figura 6.14** Muestra de coeficientes de detalle 5 ( $Dc_5$ ) para de cada condición a 600 RPM. (i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 6.15** Muestra de coeficientes de detalle 5 ( $Dc_5$ ) para de cada condición a 1200 RPM. (i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa



**Figura 6.16** Muestra de coeficientes de detalle 5 ( $Dc_5$ ) para de cada condición a 1800 RPM. (i) normal, (ii) def. pista interna, (iii) def. bola, (iv) def. pista externa

## 6.4 Clasificación de patrones seleccionados con ANN

En este apartado se detallan los resultados absolutos alcanzados al clasificar las señales correspondientes a los tres grupos de datos y velocidades de giro estudiadas. Como se detalla en los objetivos de la presente Tesis doctoral, se han efectuado experimentos con tres tipos de redes neuronales: Perceptron Multicapa (MLP), Base Radial (RBF) y Probabilísticas (PNN).

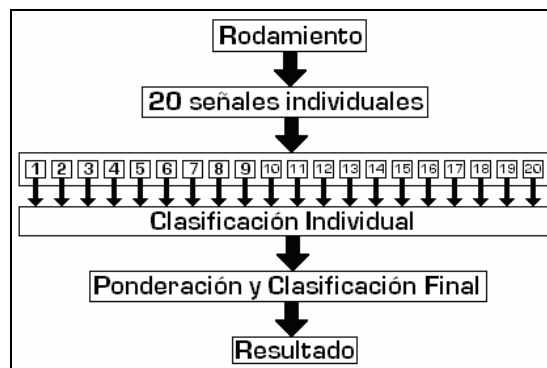
En el capítulo 5, se han presentado algunos resultados previos del entrenamiento y prueba de las redes seleccionadas para el estudio, que representan el comportamiento que tiene cada señal en particular con respecto al resto de señales, sin embargo, éste no es un resultado definitivo.

Cuando un operario se encuentra monitorizando un proceso dinámico, como la señal vibratoria de un sistema mecánico, generalmente no se guía por el diagnóstico que produce una señal en particular, sino más bien por un promedio, o al menos, una cantidad suficiente de diagnósticos individuales.

Como ya se ha mencionado en el apartado 3.3.2, se han tomado 20 mediciones de cada rodamiento, completando 20 señales de una longitud de 256 muestras cada una. En este sentido, el proceso de clasificación final, tiene como base a las redes neuronales entrenadas en el capítulo 5 que presentan un mejor rendimiento, que se muestran en las

Tablas 5.9, 5.16 y 5.22, para las redes MLP, RBF y PNN respectivamente, aunque introduce la novedad de que la tasa final de éxito se mide por rodamiento clasificado correctamente, y no por cada señal en particular. Cabe destacar que las señales utilizadas para entrenar las redes del capítulo 5, han sido sustituidas por nuevas señales, con el fin de no utilizar tales señales para la fase de prueba presentada en este capítulo.

Este enfoque utilizado para clasificar la condición del rodamiento, se detalla en la figura 6.17. El procedimiento empieza por introducir consecutivamente 20 vectores característicos de un rodamiento dado en la red neuronal, lo cual genera 20 diagnósticos ó clasificaciones individuales, que según un proceso matemático de mayoría simple, generan la clasificación final o resultado absoluto del rodamiento dado.



**Figura 6.17** Diagrama de diagnóstico de defecto para cada rodamiento

Esto quiere decir, que en el último paso se decide cual es la condición final del rodamiento, que estará dada por la condición que mas se repita de todos los diagnósticos individuales, es decir, que se toma en cuenta la mayor cantidad de clasificaciones individuales para determinar la condición final del rodamiento, proporcionada por la red. Esta forma característica de operación, hace que la red sea más robusta y que puedan detectarse fases de cambio entre una condición y otra del rodamiento.

#### 6.4.1 Red Perceptron Multicapa (MLP)

La primera red neuronal desarrollada para la clasificación de defectos es la MLP. Según los parámetros de diseño presentados en el capítulo 5, se han diseñado 27 redes neuronales, según los datos de entrada (600, 1200 y 1800 RPM), el grupo de datos (G1, G2 y G3), y el número de neuronas en su capa oculta (10, 20 y 30).

Las figuras (5.5-5.13), sintetizadas en la Tabla 5.8 del capítulo 5, proporcionan una idea general de la evolución del proceso de entrenamiento, y del comportamiento que puede tener cada señal individual con respecto a todos los datos, en especial del subconjunto de datos de prueba. Sin embargo, como se planteó al principio del apartado 6.4, no es un resultado definitivo.

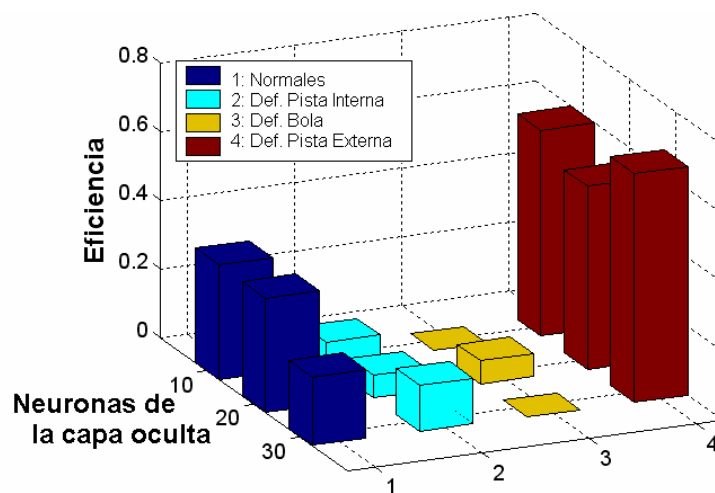
En las Tablas 6.1-6.3 se presentan los resultados de la clasificación de la condición de rodamientos de bola, con la utilización de redes MLP, con los distintos parámetros estudiados. Los resultados están clasificados por tipo de defecto, velocidad de giro (RPM), y neuronas en la capa oculta.



**Tabla 6.1** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G1 con redes MLP

RPM	Neuronas en capa Oculta	Normal	Defecto en Pista interna	Defecto en Bola	Defecto en Pista externa	Eficiencia de la red
<b>600</b>	10	100	13.33	100	60	68,33
	20	100	20	100	53.33	68,33
	30	100	40	100	66.67	76,67
<b>1200</b>	10	100	60	46.67	0	51,67
	20	100	53.33	66.67	13.33	58,33
	30	100	60	66.67	20	61,67
<b>1800</b>	10	100	86.67	53.33	0	60
	20	100	66.67	73.33	0	60
	30	100	93.33	73.33	26.67	73,33
<b>Total G1</b>						<b>64.26 %</b>

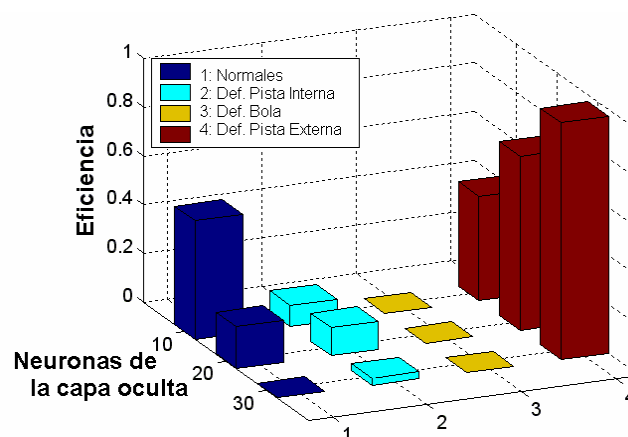
El grupo de datos G1 presenta un índice total de clasificación del 64.26 %. Las condiciones mejor clasificadas son el rodamiento normal para todas las velocidades, y el rodamiento en bola para 600 RPM, ambas con un 100%. De manera general se observa que a medida que aumenta la complejidad de la red neuronal, se incrementa notablemente la tasa de éxito de la clasificación. El defecto en pista interna se detecta mejor a altas revoluciones y a medida que disminuye la velocidad, decrece la tasa de éxito de la clasificación. Por el contrario, el defecto en pista externa se detecta mejor a bajas RPM, y mientras se eleva la velocidad, baja el índice de éxito de la clasificación. Es importante destacar que el defecto en pista externa es mayoritariamente confundido por la red como una condición normal, tal como muestra la figura 6.18.

**Figura 6.18** Clasificación de Rodamientos con defecto en pista externa pertenecientes al grupo G1, para una velocidad de giro de 600 RPM

**Tabla 6.2** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G2 con redes MLP

RPM	Neuronas en capa Oculta	Normal	Defecto en Pista interna	Defecto en Bola	Defecto en Pista externa	Eficiencia de la red
600	10	100	14.28	100	40	63,57
	20	100	25.71	100	77.14	75,71
	30	100	40	100	97.14	84,29
1200	10	100	54.29	68.57	20	60,72
	20	100	68.57	68.57	25.71	65,71
	30	97.14	74.29	80	40	72,86
1800	10	100	88.57	71.43	14.28	68,57
	20	100	74.29	71.43	14.28	65,00
	30	97.14	88.57	85.71	22.86	73,57
<b>Total G2</b>						<b>70 %</b>

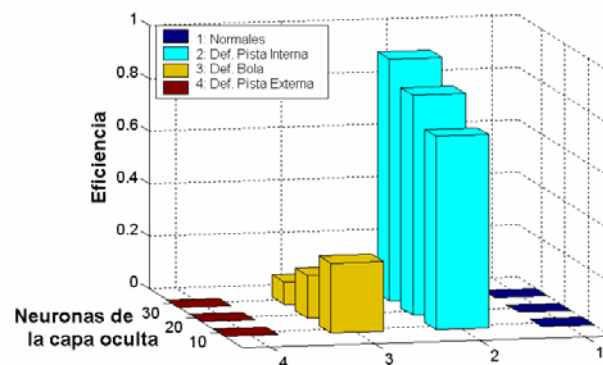
En cuanto a los resultados obtenidos para el grupo G2 presentados en la Tabla 6.2, se observa que algunas de las redes del grupo de datos presentan un ligero sobreaprendizaje para los rodamientos normales, y para velocidades de 1200 y 1800 RPM, aunque vuelven a presentar un comportamiento similar al del grupo G1. También es notorio el aumento de la tasa de éxito para rodamientos con defecto en pista externa a medida que disminuye la velocidad de rotación y aumenta el número de neuronas en la capa oculta de la red. Para esta condición en particular, se alcanzan los mejores índices de éxito a bajas velocidades (600 RPM), como muestra la figura 6.19. El defecto en pista interna logra identificarse mejor a medida que aumenta el número de neuronas en la capa oculta de la red y la velocidad de giro, y por último, el defecto en bola es capaz de identificarse al 100% de efectividad a 600 RPM, mientras que a 1200 RPM y 1800 RPM aumenta su efectividad a medida que aumenta la complejidad de la red. En total, las redes entrenadas con datos del grupo G2, presentan un índice de clasificación (70%) superior a las redes entrenadas con el grupo G1 (64.26%).

**Figura 6.19** Clasificación de Rodamientos con defecto en Pista externa pertenecientes al grupo G2, para una velocidad de giro de 600 RPM

**Tabla 6.3** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G3 con redes MLP

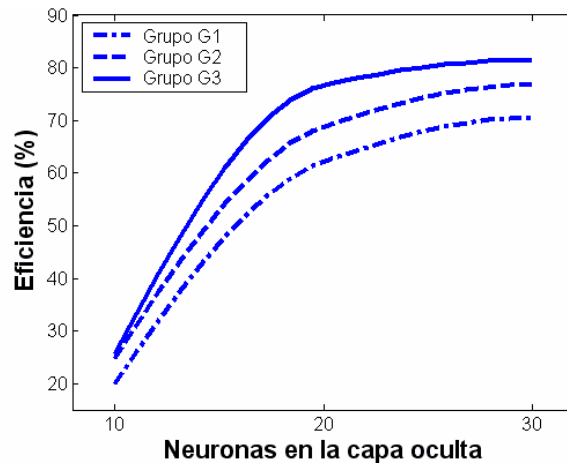
RPM	Neuronas en capa Oculta	Normal	Defecto en Pista interna	Defecto en Bola	Defecto en Pista externa	Eficiencia de la red
600	10	100	32.65	100	61.22	73.47
	20	100	42.86	100	83.67	81.63
	30	100	61.22	100	81.63	85.71
1200	10	100	69.39	100	16.33	71.43
	20	100	81.63	100	24.49	76.53
	30	100	85.71	100	40.82	81.63
1800	10	100	71.43	100	0	67.86
	20	100	79.59	100	8.16	71.94
	30	100	89.80	100	18.37	77.04
<b>Total G3</b>						<b>76,36 %</b>

La Tabla 6.3 muestra el mejor índice de clasificación de todos los grupos estudiados (76.36%). Los rodamientos normales y con defecto en bola son identificados con un 100% de éxito a todas las velocidades y a diferentes números de neuronas en su capa oculta. Al igual que en los grupos G1 y G2, la tasa de éxito en los rodamientos con defecto en pista interna aumenta con la velocidad, como muestra la figura 6.20, igualmente que se presenta de manera inversa, para el rodamiento con defecto en pista externa, es decir, la tasa de éxito decrece mientras aumenta la velocidad de rotación.

**Figura 6.20** Clasificación de Rodamientos con defecto en Pista interna pertenecientes al Grupo G3, para una velocidad de giro de 1800 RPM

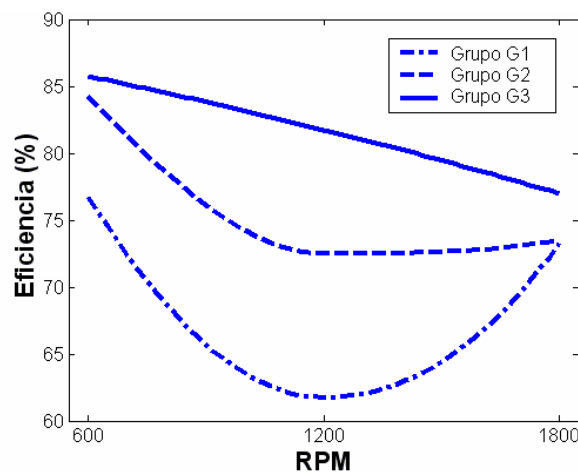
La red más óptima para la metodología planteada, resulta ser aquella que procesa velocidades de rotación de 600 RPM, posee 30 neuronas en su capa oculta, y que maneja mayor cantidad de muestras (Grupo G3), tal red tiene un porcentaje de éxito general de un 85.71 %. De manera general, para un aumento del número de patrones de entrenamiento y la complejidad de la red, las redes presentan un mejor funcionamiento.

El comportamiento de las distintas redes MLP, con diferentes grupos de datos y neuronas en su capa oculta, se presenta en la figura 6.21, en donde se observa un comportamiento creciente para todas las curvas, aunque menos pronunciado de 20 a 30 neuronas, que de 10 a 20 neuronas.



**Figura 6.21** Evolución general de la eficiencia de redes MLP según el grupo de datos y número de neuronas en la capa oculta utilizados

Por lo general, las redes con 30 neuronas en su capa oculta, presentan un comportamiento más eficiente, que aquellas con 20 y 10 neuronas. En la figura 6.22 se presenta la evolución general de la eficiencia de las redes tipo MLP con 30 neuronas en su capa oculta, para todos los grupos y velocidades estudiadas.



**Figura 6.22** Evolución general de la eficiencia de redes MLP de 30 neuronas en su capa oculta, con respecto a la velocidad de giro y al grupo de datos utilizado

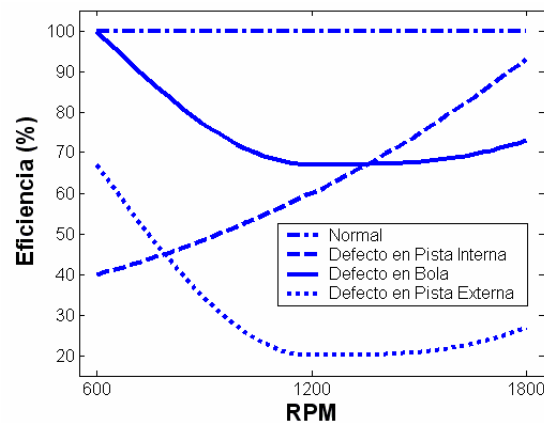
De este modo, es posible observar en la figura 6.22 que, a una velocidad de 600 RPM las redes presentan un mejor comportamiento. Para los Grupos G1 y G2 la tendencia es que a 1800 RPM se obtiene un mejor índice de clasificación que a 1200 RPM, por otra parte, la forma decreciente que corresponde al resultado del grupo de datos G3, indica que a medida que aumenta la velocidad, la clasificación se hace más complicada.

En la Tabla 6.4, se presenta la evolución general de clasificación para las redes con distinto número de neuronas en la capa oculta, y diferente velocidad de rotación.

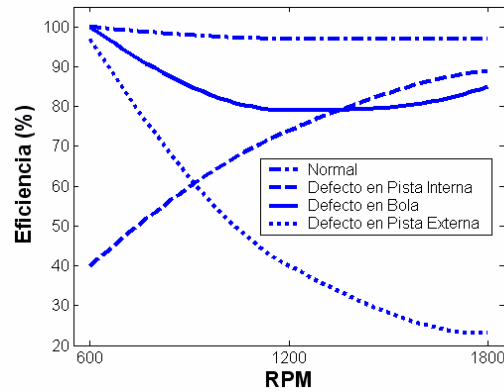
**Tabla 6.4** Porcentaje de éxito en la clasificación de redes MLP para diferentes grupos de datos y número de neuronas en la capa oculta

Grupo	Neuronas en capa Oculta	600 RPM	1200 RPM	1800 RPM
G1	10	68.33	51.67	60
	20	68.33	58.33	60
	30	76.67	61.68	73.33
G2	10	63.57	60.72	68.57
	20	75.71	65.71	65
	30	84.29	72.86	73.57
G3	10	73.47	71.43	67.86
	20	81.63	76.53	71.94
	30	85.71	81.63	77.04

En las figuras 6.23-6.25, se observa la evolución de la clasificación de las redes MLP de 30 neuronas en su capa oculta, para cada grupo y condición en particular, a las diferentes velocidades de rotación.

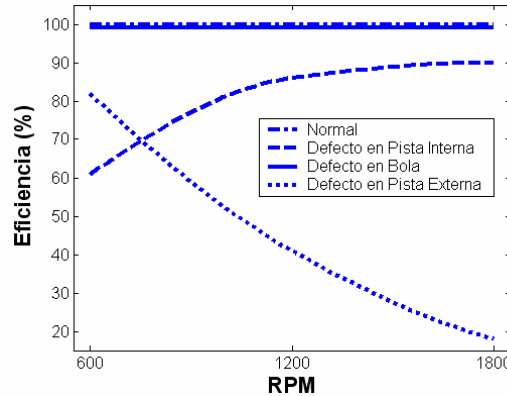
**Figura 6.23** Evolución de la eficiencia de redes MLP de 30 neuronas en su capa oculta, en la clasificación de cuatro condiciones en rodamientos, con respecto a la velocidad de giro y al grupo de datos G1

En este caso, se puede observar que el defecto en bola y en pista externa presentan un descenso brusco de su efectividad, de 600 a 1200 RPM, y que luego experimentan un leve incremento para 1800 RPM. El rodamiento normal presenta un comportamiento perfecto, y el defecto en pista interna es capaz de mejorar desde un 40% de efectividad a 600 RPM, hasta un 93.33% a 1800 RPM. Similares resultados se observan para el grupo de datos G2, que se representan en la figura 6.24.



**Figura 6.24** Evolución de la eficiencia de redes MLP de 30 neuronas en su capa oculta, en la clasificación de cuatro condiciones en rodamientos, con respecto a la velocidad de giro y al grupo de datos G2

En las redes que utilizan el grupo de datos G2, el comportamiento es un poco más efectivo que para las que utilizan el grupo G1. Aunque la condición Normal en el rodamiento se ve afectada en menor medida, el defecto en bola incrementa notablemente su eficiencia a velocidades de giro de 1200 y 1800 RPM. El defecto en pista interna se clasifica con una tasa de éxito similar al grupo G1, y el defecto en pista externa incrementa apreciablemente su eficiencia a 600 y 1200 RPM, aunque a 1800 RPM desciende levemente. Por último, en la figura 6.25 se presenta un análisis similar para el grupo de datos G3.



**Figura 6.25** Evolución de la eficiencia de redes MLP de 30 neuronas en su capa oculta, en la clasificación de cuatro condiciones en rodamientos, con respecto a la velocidad de giro y al grupo de datos G3

En la figura 6.25 se observa que el defecto en bola y la condición de rodamiento Normal, coinciden a todas las velocidades, con una tasa de clasificación de 100 %. El defecto en pista interna muestra una mejoría con respecto al grupo G2, y el defecto en pista externa sigue la tendencia mostrada en los grupos G1 y G2, que consiste en lograr altos índices de clasificación a bajas revoluciones y disminuir su efectividad a medida que aumentan las revoluciones.

### ***Conclusiones a los resultados de aplicación de redes MLP***

Desde el punto de vista de cada defecto en particular, es claramente notorio que un rodamiento en condiciones normales, puede detectarse independientemente de la velocidad de adquisición de la medida, del tamaño de la muestra, y la complejidad de la red neuronal. Sin embargo, un rodamiento con defecto en su pista externa puede detectarse a baja velocidad y con una red neuronal compleja (30 neuronas).

Con respecto a los rodamientos con defectos en su pista interna, está claro que se clasifican mejor a altas revoluciones (1800 RPM), en cualquiera de los grupos estudiados, y mejora su efectividad con el aumento de la complejidad de la red.

Por otra parte, los rodamientos con defecto en su elemento rodante, pueden clasificarse en general de manera correcta a bajas revoluciones, y a altas revoluciones con una gran cantidad de información (Grupo G3).

En la Tabla 6.5, se presentan los resultados de clasificar los rodamientos correspondientes al grupo de datos G1, utilizando las redes con mejor rendimiento, sombreadas en la Tabla 6.4. Para las tres velocidades estudiadas, se utilizaron las redes MLP con 30 neuronas en su capa oculta. Es importante mencionar que, para un rodamiento clasificado correctamente se ha utilizado la etiqueta “1”, y para un rodamiento clasificado incorrectamente, se ha utilizado la etiqueta “0”.

**Tabla 6.5** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G1 con redes MLP

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1
2	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
3	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0
4	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
6	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0
7	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0
8	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
9	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0
10	1	1	1	1	0	1	1	0	0	1	0	0
11	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0
12	1	1	1	0	0	1	1	0	1	0	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
14	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
15	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0
% Efectividad	100	100	100	40	60	93.33	100	66.67	73.33	66.67	20	26.67

Un procedimiento similar para el grupo de datos G2 y G3, se presenta en las Tablas 6.6 y 6.7 respectivamente, utilizando las redes con mejor rendimiento, sombreadas con color verde en la Tabla 6.4. De igual forma, para las tres velocidades estudiadas, se utilizaron las redes MLP con 30 neuronas en su capa oculta.

**Tabla 6.6** Eficiencia en la clasificación de rodamientos del grupo G2 con redes MLP

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
2	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
3	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0
4	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0
7	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
9	1	1	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0
10	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
11	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
13	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
14	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
17	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
18	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
20	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
21	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	1
22	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
23	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
24	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
25	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
26	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
27	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
28	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0
29	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
30	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0
31	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
32	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
33	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0
34	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
35	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0
% Eficiencia	100	97.14	97.14	40	74.29	88.57	100	80	85.71	97.14	40	22.86



**Tabla 6.7** Eficiencia en la clasificación de rodamientos del grupo G3 con redes MLP

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
2	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
6	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
7	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
9	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
10	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0
12	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
15	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
17	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
18	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
20	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
21	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
22	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	0
23	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
24	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0
25	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
26	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
27	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
28	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0
29	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
30	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
31	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
32	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
33	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
34	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
35	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
36	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
37	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
38	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0
39	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0
40	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
41	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
42	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
43	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
44	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
45	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
46	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	0
47	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0
48	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
49	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
% Eficiencia	100	100	100	61.22	85.71	89.80	100	100	100	81.63	40.82	18.37

### 6.4.2 Red de Base Radial (RBF)

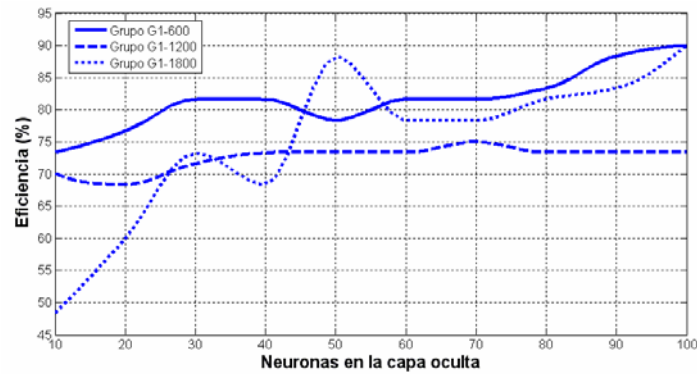
La segunda red neuronal desarrollada para la clasificación de defectos es la RBF. Las figuras (5.17-5.25), sintetizadas en las Tablas 5.13, 5.14 y 5.15, proporcionan una idea general de la evolución del proceso de entrenamiento, y del comportamiento que puede tener cada señal individual con respecto a todos los datos, en especial del subconjunto de datos de prueba. Sin embargo, al igual que se plantea en el apartado 6.4.1 con las redes MLP, no suponen un resultado definitivo.

En las Tablas 6.8-6.10 se presentan los resultados de la clasificación de la condición de rodamientos de bola, con la utilización de redes RBF, con los distintos parámetros estudiados. Los resultados están clasificados por tipo de defecto, velocidad de giro (RPM), y neuronas en la capa oculta.

**Tabla 6.8** Efectividad en la clasificación de rodamientos del Grupo G1 con redes RBF

GRUPO G1-600 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
d óptimo		0.35	0.37	0.37	0.36	0.33	0.34	0.34	0.33	0.34	0.34	
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	I	0	6.67	26.67	26.67	13.33	26.67	26.67	33.33	53.33	60	
	B	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	E	93.33	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	T	73.33	76.67	81.67	81.67	78.33	81.67	81.67	83.33	88.33	90.00	81.67
GRUPO G1-1200 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
d óptimo		0.31	0.36	0.29	0.32	0.3	0.29	0.37	0.3	0.31	0.3	
% Eficiencia	N	100	93.33	100	100	100	100	100	100	100	100	
	I	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	
	B	0	0	0	0	0	0	6.67	0	0	0	
	E	86.67	86.67	93.33	100	100	100	100	100	100	100	
	T	70.00	68.33	71.67	73.33	73.33	73.33	75.00	73.33	73.33	73.33	72.5
GRUPO G1-1800 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
d óptimo		0.48	0.57	0.58	0.55	0.58	0.4	0.43	0.47	0.74	0.64	
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	I	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	93.33	
	B	0	46.67	53.33	46.67	93.33	33.33	40	53.33	100	93.33	
	E	0	0	46.67	33.33	66.66	86.67	80	80	40	73.33	
	T	48.33	60.00	73.33	68.33	88.33	78.33	78.33	81.67	83.33	90.00	75

Los resultados relativos al grupo G1 presentan un mejor índice de clasificación a bajas velocidades de rotación. A 600 RPM alcanzan una tasa promedio de 81.67 %, para 1200 RPM corresponde una tasa promedio de clasificación de 72.5 %, y para 1800 RPM, logran un índice de clasificación promedio de 75 %. La red que presenta un mejor comportamiento es la red RBFG1-600, con 100 neuronas en su capa oculta, que logra un 90 % de índice de eficiencia. La variación de la eficiencia absoluta de clasificación según el número de neuronas para el grupo G1, se presenta en la figura 6.26

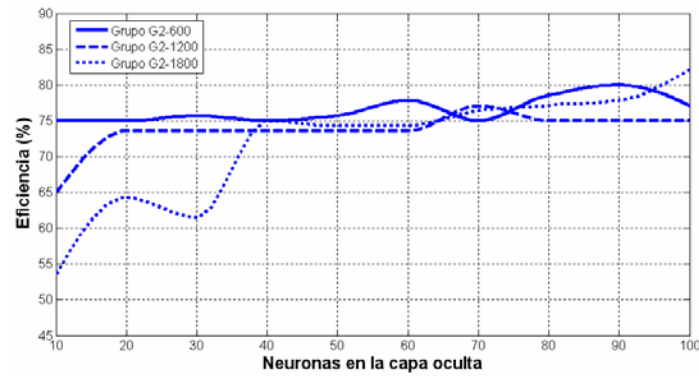


**Figura 6.26** Eficiencia absoluta de clasificación para redes RBFG1 a distintas velocidades de giro, según el número de neuronas en su capa oculta

**Tabla 6.9** Efectividad en la clasificación de rodamientos del Grupo G2 con redes RBF

GRUPO G2-600 RPM											
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
d óptimo		0.32	0.32	0.32	0.31	0.31	0.28	0.31	0.28	0.25	0.28
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	I	0	0	2.86	0	2.86	11.43	0	14.29	20	8.57
	B	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	E	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	T	75.00	75.00	75.72	75.00	75.72	77.86	75.00	78.57	80.00	77.14
GRUPO G2-1200 RPM											
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
d óptimo		0.32	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.37	0.3	0.27	0.27
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	I	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	B	0	0	0	0	0	0	11.43	0	0	0
	E	60	94.29	94.29	94.29	94.29	94.29	97.14	100	100	100
	T	65.00	73.57	73.57	73.57	73.57	73.57	77.14	75.00	75.00	75.00
GRUPO G2-1800 RPM											
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
d óptimo		0.5	0.39	0.44	0.55	0.51	0.57	0.67	0.67	0.53	0.53
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
	I	100	100	100	100	100	97.14	100	100	100	100
	B	11.43	5.71	25.71	65.71	62.86	74.29	91.43	94.29	80	88.57
	E	2.86	51.43	20	34.29	34.29	25.71	14.29	14.29	31.43	40
	T	53.57	64.29	61.43	75.00	74.29	74.29	76.43	77.15	77.86	82.14

Los resultados relativos al grupo G2 también presentan un mejor índice de clasificación a bajas velocidades de rotación. A 600 RPM alcanzan una tasa promedio de 76.5 %, para 1200 RPM corresponde una tasa de 73.5 %, y para 1800 RPM, logran un índice de clasificación promedio de 71.64 %. La red que presenta un mejor comportamiento es la red RBFG2-1800, con 100 neuronas en su capa oculta, que logra un 82.14 % de eficiencia. La variación de la eficiencia absoluta de clasificación según el número de neuronas para el grupo G2, se presenta en la figura 6.27.

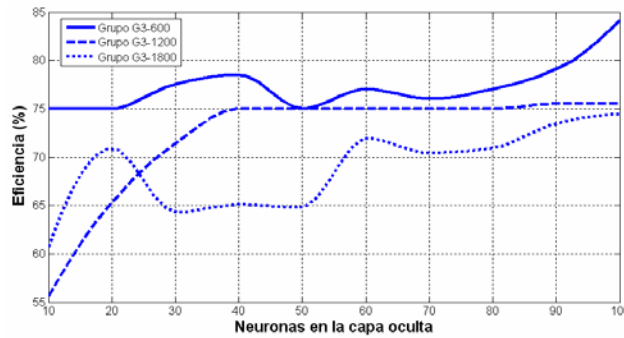


**Figura 6.27** Eficiencia absoluta de clasificación para redes RBFG2 a distintas velocidades de giro, según el número de neuronas en su capa oculta

**Tabla 6.10** Efectividad en la clasificación de rodamientos del Grupo G3 con redes RBF

GRUPO G3-600 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
d óptimo		0.27	0.23	0.3	0.3	0.22	0.26	0.22	0.22	0.26	0.28	
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	I	0	0	10.20	14.29	0	8.16	4.08	8.16	16.33	36.73	
	B	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	E	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	T	75.00	75.00	77.55	78.57	75.00	77.04	76.02	77.04	79.08	84.18	77.45
GRUPO G3-1200 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
d óptimo		0.35	0.38	0.35	0.32	0.34	0.25	0.25	0.33	0.33	0.28	
% Eficiencia	N	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	I	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	B	0	0	0	2.04	4.08	0	0	2.04	4.08	2.04	
	E	22.45	61.22	85.71	97.96	95.92	100	100	97.96	97.96	100	
	T	55.61	65.31	71.43	75.00	75.00	75.00	75.00	75.00	75.51	75.51	71.84
GRUPO G3-1800 RPM												
Neuronas en la Capa Oculta		10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
d óptimo		0.31	0.27	0.42	0.38	0.37	0.44	0.31	0.29	0.31	0.31	
% Eficiencia	N	100	95.92	100	100	100	100	97.96	97.96	95.92	97.96	
	I	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	
	B	0	0	26.53	11.32	22.45	51.02	4.08	4.08	10.20	10.20	
	E	42.86	87.76	30.61	48.98	36.73	36.73	79.59	81.63	87.76	89.80	
	T	60.72	70.92	64.29	65.08	64.80	71.94	70.41	70.92	73.47	74.49	68.70

En el grupo G3 también se refleja un mejor índice de clasificación a bajas velocidades de rotación. A 600 RPM alcanzan una tasa promedio de 77.45 %, para 1200 RPM corresponde una tasa de 71.84 %, y para 1800 RPM, logran un índice de clasificación promedio de 68.70 %. La red que presenta un mejor comportamiento es la red RBFG3-600, con 100 neuronas en su capa oculta, que logra un 84.18 % de eficiencia. La variación de la eficiencia absoluta de clasificación según el número de neuronas para el grupo G3, se presenta en la figura 6.28



**Figura 6.28** Eficiencia absoluta de clasificación para redes RBF G3 a distintas velocidades de giro, según el número de neuronas en su capa oculta

### *Conclusiones a los resultados de aplicación de redes RBF*

Desde el punto de vista de cada defecto en particular, se observa claramente que, un rodamiento en condiciones normales puede detectarse independientemente de la velocidad de adquisición de la medida, del tamaño de la muestra, y la complejidad de la red neuronal, con algunas desviaciones a 1800 RPM. Sin embargo, un rodamiento con defecto en su pista externa puede detectarse a baja velocidad y con mejor precisión si la red neuronal es más compleja.

Con respecto a los rodamientos con defectos en su pista interna, está claro que se clasifican mejor a altas revoluciones (1200 y 1800 RPM), en cualquiera de los grupos estudiados, y a mejora su efectividad con el aumento de la complejidad de la red. Por otra parte, los rodamientos con defecto en su elemento rodante, pueden clasificarse de manera correcta a bajas revoluciones en general, tal como sucede con las redes MLP. En la Tabla 6.11, se presentan los resultados de clasificar los rodamientos correspondientes al grupo de datos G1, utilizando las redes con mejor rendimiento, sombreadas con color verde en la Tabla 6.8.

**Tabla 6.11** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G1 con redes RBF

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
3	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
6	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
7	1	1	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1
8	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
9	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
12	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
14	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
15	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
% Efectividad	100	100	100	60	93.33	93.33	100	0	93.33	100	100	73.33

Para la Tabla 6.11, se utiliza la red RBF con 100 neuronas en su capa oculta para el caso de la velocidad de giro de 600 RPM, mientras que para una velocidad de 1200 RPM, se utiliza la red RBF con 70 neuronas en su capa oculta. Por último, para una velocidad de 1800 RPM, se utiliza una red RBF con 100 neuronas en la capa oculta.

Un procedimiento similar para el grupo de datos G2 y G3, se presenta en las Tablas 6.12 y 6.13 respectivamente, utilizando las redes RBF con mejor rendimiento, sombreadas con color verde en la Tabla 6.4. Para el grupo de datos G2 se ha utilizado una red RBF con 90 neuronas en la capa oculta para una velocidad de 600 RPM, mientras que para una velocidad de 1200 RPM, se ha utilizado una red RBF con 70 neuronas en su capa oculta. Por último, para una velocidad de 1800 RPM, se emplea una red RBF con 100 neuronas en su capa oculta.

**Tabla 6.12** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G2 con redes RBF

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
2	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
3	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
4	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
5	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
6	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
7	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
8	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
9	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
10	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
11	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
12	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
14	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
15	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
16	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
17	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
18	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
19	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
20	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
21	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
22	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
23	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
24	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
25	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
26	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
27	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
28	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0
29	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
30	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
31	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1
32	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
33	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
34	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
35	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
% Eficiencia	100	100	100	20	100	100	100	11.43	88.57	100	97.14	40

**Tabla 6.13** Eficiencia en la clasificación de rodamientos del grupo G3 con redes RBF

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
4	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
5	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
6	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
7	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
9	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1	1	1
10	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
12	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
13	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
14	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
15	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
16	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
17	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
18	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
19	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
20	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
21	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
22	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
23	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
24	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
25	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
26	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
27	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
28	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
29	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
30	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
31	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
32	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
33	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
34	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
35	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
36	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
37	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
38	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
39	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
40	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0
41	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
42	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
43	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
44	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
45	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
46	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
47	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
48	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
49	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
% Eficiencia	100	100	97.96	36.73	100	100	100	2.04	10.20	100	100	89.80

Para los resultados correspondientes al grupo de datos G3, representado en la Tabla 6.13, se ha utilizado una red RBF con 100 neuronas en la capa oculta para una velocidad de 600, 1200 y 1800 RPM.

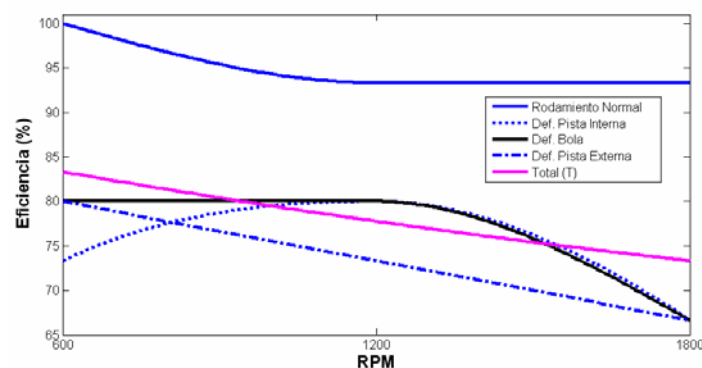
### 6.4.3 Red Neuronal Probabilística (PNN)

La tercera red neuronal desarrollada para la clasificación de defectos es la PNN. El resultado previo de entrenar las redes PNN se muestra en las figuras (5.29-5.37), sintetizadas en las Tablas 5.19, 5.20 y 5.21, y sugieren una idea general del rendimiento que puede tener cada una de las condiciones a clasificar. Sin embargo, siguiendo la metodología utilizada para las redes MLP y RBF, los resultados absolutos para el grupo de datos G1, G2 y G3, se presentan en las Tablas 6.14, 6.15 y 6.16 respectivamente.

**Tabla 6.14** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G1 con redes PNN

GRUPO G1		600 RPM	1200 RPM	1800 RPM
Neuronas en la capa oculta		1200	1200	1200
$d_{\text{óptimo}}$		0.06	0.06	0.08
% Eficiencia	N	100	93.33	93.33
	I	73.33	80	66.67
	B	80	80	66.67
	E	80	73.33	66.67
	T	83.33	77.77	73.33

La figura 6.29 muestra la evolución de la clasificación individual (N, I, B, E) y general (T) de la red PNN correspondiente al grupo de datos G1, para diferentes velocidades de giro.



**Figura 6.29** Eficiencia de la clasificación de cuatro condiciones en rodamientos para redes PNNG1 a distintas RPM

La figura 6.29 ilustra claramente el descenso de la tasa de clasificación, a medida que aumenta la velocidad de giro del rodamiento. También muestra que la condición de Rodamiento Normal (N), es la única que logra estabilizarse a velocidades de giro de 1200 y 1800 RPM.

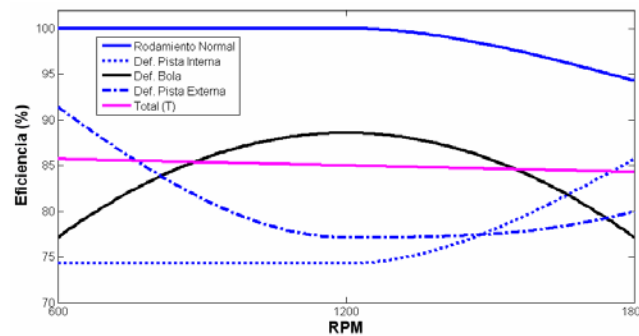


La Tabla 6.15 muestra la efectividad en la clasificación de diferentes condiciones en rodamientos de bola, según la velocidad de giro, utilizando redes PNN y el grupo de datos G2.

**Tabla 6.15** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G2 con redes PNN

GRUPO G2		600 RPM	1200 RPM	1800 RPM
Neuronas en la capa oculta		2800	2800	2800
$d_{\text{óptimo}}$		0.03	0.08	0.07
% Eficiencia	N	100	100	94.29
	I	74.28	74.28	85.71
	B	77.14	88.57	77.14
	E	91.42	77.14	80.00
	T	85.71	85.00	84.29

La figura 6.30 muestra la evolución de la clasificación individual (N, I, B, E) y general (T) de la red PNN correspondiente al grupo de datos G2, para diferentes velocidades de giro.



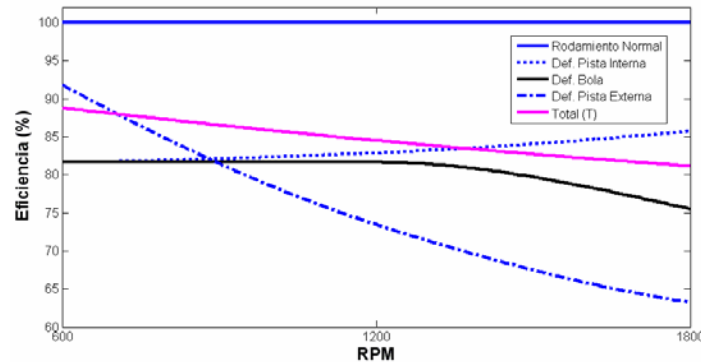
**Figura 6.30** Eficiencia de la clasificación de cuatro condiciones en rodamientos para redes PNNG2 a distintas RPM

En la figura 6.30 es posible observar que la evolución de la eficiencia total en este caso, resulta casi lineal, y que las condiciones de Defecto en Bola y Rodamiento Normal tienden a decrecer, mientras que la condición Defecto en Pistas Interna ve aumentada su tasa de clasificación a altas revoluciones. La Tabla 6.16 muestra la efectividad en la clasificación de diferentes condiciones en rodamientos de bola, según la velocidad de giro, utilizando redes PNN y el grupo de datos G3.

**Tabla 6.16** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G3 con redes PNN

GRUPO G3		600 RPM	1200 RPM	1800 RPM
Neuronas en la capa oculta		3920	3920	3920
$d_{\text{óptimo}}$		0.01	0.04	0.07
% Eficiencia	N	100	100	100
	I	81.63	82.85	85.71
	B	81.63	81.63	75.51
	E	91.84	73.47	63.26
	T	88.78	84.49	81.12

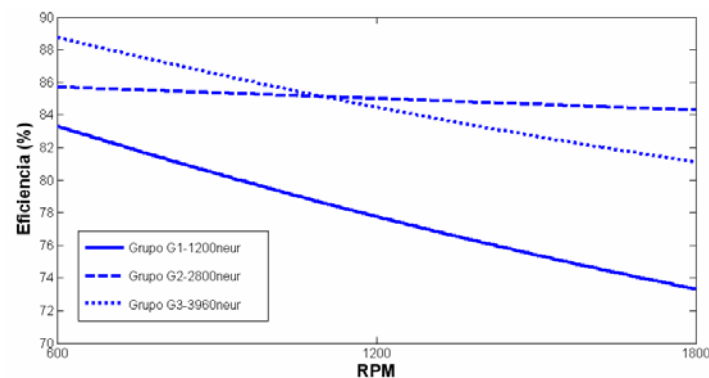
La figura 6.31 muestra la evolución de la clasificación individual (N, I, B, E) y general (T) de la red PNN correspondiente al grupo de datos G3, para diferentes velocidades de giro.



**Figura 6.31** Eficiencia de la clasificación de cuatro condiciones en rodamientos para redes PNNG3 a distintas RPM

En la figura 6.31 se observa que la curva que representa la evolución de la clasificación total decrece mientras aumenta la velocidad de rotación, igual que para los grupos G1 y G2. Es notable mencionar que la condición Rodamiento Normal es clasificada al 100% de eficiencia, y que las condiciones Defecto en Bola y Defecto en Pista Externa, decrecen a altas revoluciones. Finalmente, la condición Defecto en Pista Interna tiende a incrementar su tasa de éxito mientras aumenta la velocidad de giro.

Finalmente, la figura 6.32 representa el comportamiento absoluto de las redes PNN estudiadas a diferentes velocidades de rotación, según el grupo de datos.



**Figura 6.32** Evolución de la eficiencia de clasificación de redes PNN para grupos de datos G1, G2 y G3 a diferentes velocidades de giro

La figura 6.32 demuestra que la tendencia de clasificación de una red PNN presenta un comportamiento cercano al lineal, tomando en cuenta la naturaleza de los datos estudiados. En general, a bajas revoluciones el proceso de clasificación resulta más eficiente, y a mayor cantidad de datos, la red presenta un mejor comportamiento, a excepción de los grupos G2 y G3 a una velocidad de giro de 1800 RPM.

### ***Conclusiones a los resultados de aplicación de redes PNN***

Los resultados mostrados por las redes PNN presentan un comportamiento más regular que las redes MLP y RBF. Desde el punto de vista de cada defecto en particular, se observa que los rodamientos en condiciones normales poseen índices de clasificación muy altos, que se incrementan con grupos de datos más numerosos. Por otra parte, un rodamiento con defecto en su pista interna puede detectarse aceptablemente de manera constante sobre un índice de clasificación de 66.67%, hasta alcanzar un máximo de 85.71% a 1800 RPM para el grupo de datos G3.

Con respecto a los rodamientos con defectos en su pista externa, logran clasificarse mucho mejor a bajas revoluciones (600 RPM), independientemente del grupo de datos. Por otra parte, los rodamientos con defecto en su elemento rodante, presentan un comportamiento ligeramente superior a bajas revoluciones.

En la Tabla 6.17, se presentan los resultados de clasificar los rodamientos correspondientes al grupo de datos G1, utilizando las redes PNN con mejor rendimiento, a una anchura óptima, presentada en la Tabla 6.14.

**Tabla 6.17** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G1 con redes PNN

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0
3	1	1	1	0	1	0	0	1	1	0	0	1
4	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1
5	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0
6	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
7	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0
8	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
9	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1
10	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1	1
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	0
13	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1
14	1	1	1	1	0	0	1	0	1	1	0	0
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
% Efectividad	100	93.33	93.33	73.33	80	66.67	80	80	66.67	80	73.33	66.67

Un procedimiento similar para el grupo de datos G2 y G3, se presenta en las Tablas 6.18 y 6.19 respectivamente, utilizando las redes PNN con mejor rendimiento, presentadas en la Tabla 6.15 para el grupo de datos G2 y en la Tabla 6.16 para el grupo de datos G3. Es preciso indicar que las redes PNN no presentan una variación en la estructura de su capa oculta, tal como se comenta en el capítulo 5, por este motivo, las redes PNN están optimizadas sólo con respecto a la anchura de su base radial.

**Tabla 6.18** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G2 con redes PNN

Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
2	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1
3	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0
4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1
5	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0
7	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
8	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
9	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
11	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
12	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
14	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
17	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
18	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
20	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
21	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0
22	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
23	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1
24	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
25	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0
26	1	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1	1
27	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
28	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
29	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
30	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0
31	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1
32	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	1
33	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
34	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
35	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	0	1
% Eficiencia	100	100	94.29	74.28	74.28	85.71	77.14	88.57	77.14	91.42	77.14	80.00

Las redes PNN utilizadas para obtener los resultados de la Tablas 6.17, 6.18 y 6.19 presentan un comportamiento más uniforme, que con respecto a las redes MLP y RBF. El mayor número de neuronas en su capa oculta permite una mayor complejidad en estructura, recabando mucha mayor información del proceso.

**Tabla 6.19** Eficiencia en la clasificación de rodamientos del grupo G3 con redes PNN

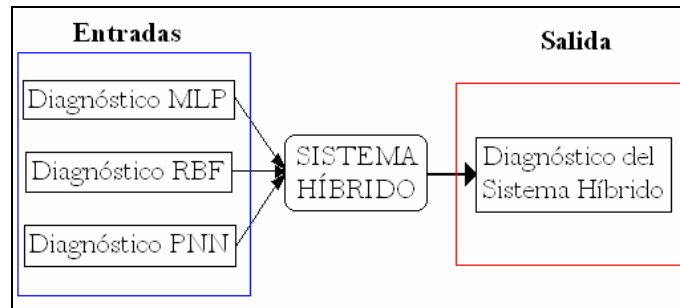
Condición a Clasificar	N			I			B			E		
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento												
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
5	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
6	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0
7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
9	1	1	1	0	0	1	1	1	1	0	1	1
10	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
13	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
14	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
15	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0	1
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
17	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1
18	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	0
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
20	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1
21	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0
22	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
23	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1
24	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
25	1	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1
26	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
27	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0
28	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	0
29	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
30	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
31	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
32	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
33	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0
34	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0
35	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
36	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1
37	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
38	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0
39	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1
40	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
41	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1
42	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
43	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
44	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0
45	1	1	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1
46	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0
47	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1
48	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
49	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0
% Eficiencia	100	100	100	81.63	82.85	85.71	81.63	81.63	75.51	91.84	73.47	63.26

## 6.5 Sistemas Híbridos de clasificación

Consisten en la combinación de métodos de clasificación para alcanzar mayores tasas de éxito. En la presente Tesis Doctoral, se emplean para aunar las capacidades de trabajo de las tres redes neuronales propuestas, MLP, RBF y PNN.

Los Sistemas Clasificadores Híbridos han incrementado su uso en el ámbito científico en los últimos años, debido a su capacidad de fusionar distintos clasificadores para mejorar el índice de éxito de alguna aplicación en particular [6]. Se utilizan generalmente en aplicaciones avanzadas de clasificación, como la detección de distintas patologías en mamografías [8], reconocimiento de escritura manual [7], y lenguaje hablado [1].

En la Figura 6.33 se ilustra el procedimiento de aplicación de un Sistema Híbrido ante tres entradas provenientes de redes neuronales.



**Figura 6.33** Diagrama de operación del Sistema Híbrido propuesto

La formulación matemática que rige el comportamiento del Sistema Híbrido de Clasificación, se presenta en las ecuaciones (6.1) y (6.2).

$$Fd_i = \frac{Diag_i(MLP) + Diag_i(RBF) + Diag_i(PNN)}{3} \quad (6.1)$$

Donde

- $Fd_i$  Se denomina factor de diagnóstico.
- $Diag_i(MLP)$  Es el Diagnóstico de la red MLP para el rodamiento i.
- $Diag_i(RBF)$  Es el Diagnóstico de la red RBF para el rodamiento i.
- $Diag_i(PNN)$  Es el Diagnóstico de la red PNN para el rodamiento i.

De esta forma, el diagnóstico del Sistema Híbrido ( $Diag_i(SH)$ ) está dado por la ecuación (6.2).

$$Diag_i(SH) = \begin{cases} 0 & \text{si } Fd_i > 0.5 \\ 1 & \text{si } Fd_i < 0.5 \end{cases} \quad (6.2)$$

Un valor de 0 del diagnóstico del Sistema Híbrido significa que el rodamiento se ha clasificado incorrectamente, mientras que un valor de 1, significa que el rodamiento se ha clasificado correctamente

En la Tabla 6.20 se muestran los resultados de clasificación para el grupo de datos G1, que comprende un total de 60 rodamientos de las 4 condiciones estudiadas, y que toma como referencia a las Tablas 6.11, 6.14 y 6.17.

**Tabla 6.20** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G1 mediante el Sistema Híbrido propuesto

Condición a Clasificar	N			I			B			E			
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	
Rodamiento													
1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
2	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	
3	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	
4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	
6	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
7	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	
8	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	
9	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	
10	1	1	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	
11	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	
12	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1	1	
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
14	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	0	
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	
% Eficiencia	100	100	100	60	86.7	93.33	100	53.3	86.67	86.7	73.3	60	83.33

Los mejores índices de clasificación son alcanzados para las condiciones de Rodamiento Normal a todas las velocidades, y Rodamiento con defecto en Pista Interna a altas revoluciones.

Las condiciones de Rodamiento con defecto en Bola y Rodamiento con defecto en Pista Externa, también presentan índices de éxito iguales o superiores a los alcanzados por las redes MLP, RBF y PNN de manera individual.

Estos índices de clasificación individuales, afectan positivamente al índice general de clasificación, que resulta del promedio de las cuatro condiciones de rodamientos, a las tres velocidades estudiadas, y que alcanza un 83.33% para los rodamientos del grupo G1 clasificados con el Sistema Híbrido propuesto.

En la Tabla 6.21 se muestran los resultados de clasificación para el grupo de datos G2, que comprende un total de 140 rodamientos de las 4 condiciones estudiadas, y que toma como referencia a las Tablas 6.12, 6.15 y 6.18.

**Tabla 6.21** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G2 mediante el Sistema Híbrido propuesto

Condición a Clasificar	N			I			B			E			
RPM	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	
Rodamiento													
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	
2	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	
4	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
6	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0	
7	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	
8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
9	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	
10	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
11	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
12	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	
13	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0	
14	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1	1	1	
15	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
16	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
17	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
18	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	
19	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
20	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
21	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1	
22	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
23	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
24	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
25	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	
26	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
27	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	
28	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	1	
29	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
30	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0	
31	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	
32	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	
33	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
34	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
35	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	
% Eficiencia	100	100	100	51.4	91.4	100	100	68.6	74.29	100	88.6	80	87.86

Para el caso de los rodamientos pertenecientes al grupo de datos G2, que han sido clasificados con el Sistema Híbrido propuesto, presentan un índice general de clasificación de un 87.86%, para todas las velocidades y condiciones estudiadas. La condición de Rodamiento Normal se clasifica a un 100% de efectividad a todas las velocidades, mientras que la condición Rodamiento con defecto en Pista Interna posee alta efectividad a altas revoluciones. Por otra parte, la condición Rodamiento con defecto en Bola y con defecto en Pista Interna, logran clasificarse mejor a bajas revoluciones.

En la Tabla 6.22 se muestran los resultados de clasificación para el grupo de datos G2, que comprende un total de 196 rodamientos de las 4 condiciones estudiadas, y que toma como referencia a las Tablas 6.13, 6.16 y 6.19.



**Tabla 6.22** Efectividad en la clasificación de rodamientos del grupo G3 mediante el Sistema Híbrido propuesto

Condición a Clasificar		N			I			B			E		
RPM		600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800	600	1200	1800
Rodamiento													
1		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
4		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
5		1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	1
6		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
7		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
8		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
9		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
11		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	0
13		1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1
14		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
15		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
16		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
17		1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	1
18		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
19		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
20		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
21		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
22		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
23		1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1
24		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
25		1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
26		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
27		1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
28		1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	0	0
29		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
30		1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
31		1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1
32		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
33		1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	0
34		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
35		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
36		1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
37		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
38		1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0
39		1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1
40		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
41		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
42		1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
43		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
44		1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
45		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
46		1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	0
47		1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	1	0
48		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
49		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
% Eficiencia	100	100	100	65.3	98	97.96	100	81.6	77.55	100	83.7	61.22	88.78

Para el caso de los rodamientos pertenecientes al grupo de datos G3, que han sido clasificados con el Sistema Híbrido propuesto, presentan un índice general de clasificación de un 88.78%, para todas las velocidades y condiciones estudiadas.

La condición de Rodamiento Normal se clasifica a un 100% de efectividad a todas las velocidades, mientras que la condición Rodamiento con defecto en Pista Interna posee alto rendimiento a altas revoluciones. Por otra parte, la condición Rodamiento con defecto en Bola y con defecto en Pista Interna, logran clasificarse mejor a bajas revoluciones, tal como sucede con los resultados mostrados en las Tablas 6.21 y 6.22.

## 6.6 Conclusiones a la aplicación de sistemas clasificadores

Los resultados alcanzados por las cuatro metodologías propuestas, permiten una comparación entre ellas. En las Tablas 6.23, 6.24 y 6.25 se muestran los resultados de la clasificación con redes MLP, RBF y PNN respectivamente.

**Tabla 6.23** Resultados Generales de la Clasificación con redes MLP

Grupo	Neuronas en capa Oculta	600 RPM	Neuronas en capa Oculta	1200 RPM	Neuronas en capa Oculta	1800 RPM
G1	30	76.67	30	61.68	30	73.33
G2	30	84.29	30	72.86	30	73.57
G3	30	85.71	30	81.63	30	77.04

**Tabla 6.24** Resultados Generales de la Clasificación con redes RBF

Grupo	Neuronas en capa Oculta	600 RPM	Neuronas en capa Oculta	1200 RPM	Neuronas en capa Oculta	1800 RPM
G1	100	90	70	75	100	90
G2	90	80	70	77.14	100	82.14
G3	100	84.18	100	75.71	100	74.49

**Tabla 6.25** Resultados Generales de la Clasificación con redes PNN

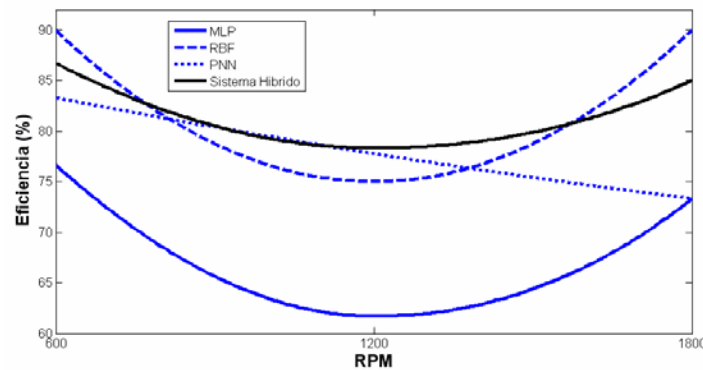
Grupo	Neuronas en capa Oculta	600 RPM	Neuronas en capa Oculta	1200 RPM	Neuronas en capa Oculta	1800 RPM
G1	1200	83.33	1200	77.77	1200	73.33
G2	2800	85.71	2800	85	2800	84.29
G3	3920	88.78	3920	84.49	3920	81.12

Finalmente, extrayendo la información de las Tablas 6.20, 6.21 y 6.22 para los grupos de datos G1, G2 y G3 respectivamente, en la Tabla 6.25 se muestran los resultados de la clasificación de rodamientos a través de la aplicación de Sistemas Clasificadores Híbridos

**Tabla 6.25** Resultados Generales de la Clasificación con Sistemas Híbridos

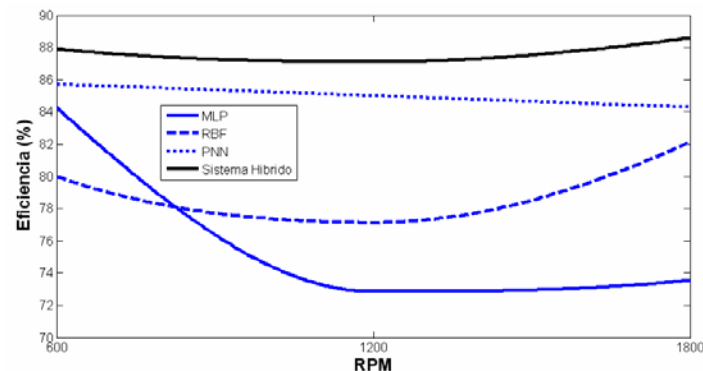
Grupo	Neuronas en capa Oculta	600 RPM	Neuronas en capa Oculta	1200 RPM	Neuronas en capa Oculta	1800 RPM
G1	-	86.7	-	78.3	-	85
G2	-	87.9	-	87.1	-	88.6
G3	-	91.3	-	90.8	-	84.2

En la figura 6.34 se ilustra el comportamiento en la clasificación de rodamientos del grupo de datos G1, para las cuatro metodologías utilizadas.



**Figura 6.34** Evolución de la clasificación general del grupo G1

Como se observa en la figura 6.34, la clasificación resulta superior a velocidades de rotación de 600 y 1800 RPM, y el Sistema Híbrido se ve superado por la red RBF a esas velocidades de giro. El comportamiento en la clasificación de rodamientos del grupo de datos G2, se ilustra en la figura 6.35, considerando las cuatro metodologías utilizadas.

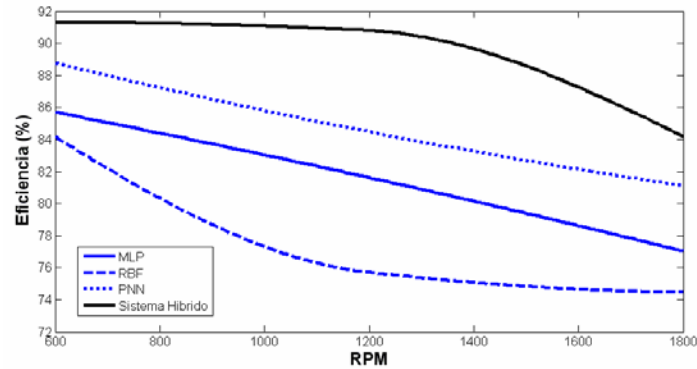


**Figura 6.35** Evolución de la clasificación general del grupo G2

En el caso de la figura 6.35, se observa un mejor comportamiento del Sistema Híbrido de clasificación, obteniendo casi un 89% a 1800 RPM. A pesar de esto, a bajas

revoluciones, el proceso presenta mejores tasas de éxito en general, en gran parte debido a que a altas revoluciones, las redes MLP presentan rendimiento pobre.

Finalmente, en la figura 6.36 se ilustra el comportamiento que presenta el grupo de datos G3 ante las cuatro metodologías propuestas.



**Figura 6.36** Evolución de la clasificación general del grupo G3

Para el grupo de datos G3, se evidencia que a bajas revoluciones el comportamiento es mejor para todas las metodologías de clasificación utilizadas. Adicionalmente, se observa que el Sistema Híbrido presenta un comportamiento superior que cualquier otro clasificador.

## Referencias

---

- [1] GARFIELD, S., WERMTER, S., DEVLIN, S. “Spoken language classification using hybrid classifier combination” *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*. 2005, vol. 2, p. 13-33.
- [2] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C., LANIADO, E., RUBIO, H. “Bearing Fault Diagnosis Classification Based on Artificial Intelligence Methods Using Wavelet Transform” *Proceedings 7th IFToMM-Conference on Rotor Dynamics* . Vienna, Austria, Sep. 2006. **ISBN 3-200-00689-7**.
- [3] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C. “Bearing Fault Diagnosis based on Neural Network classification and Wavelet Transform” *Proceedings of 6th WSEAS International Conference on Wavelet Analysis and Multirate Systems (WAMUS 2006)*. Bucarest, Romania. Oct. 2006.
- [4] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C. “Incipient bearing fault diagnosis using DWT for feature extraction” *Proceedings of 12th IFToMM World Congress*. Besançon, France. Jun. 2007.
- [5] LARA, O., GARCÍA-PRADA, J., CASTEJÓN, C. “Bearing Fault Diagnosis based on Neural Network classification and Wavelet Transform” *WSEAS Transactions on Signal Processing*. 2006, vol. 2, p. 1371-1378. **ISSN 1790-5022**.
- [6] ROMESH, R., PALADE, V. “Multi-Classfier Systems: review and a roadmap for developers” *International Journal of Hybrid Intelligent Systems*. 2006, vol. 3, p. 35-61.
- [7] ZHANG, P., CHEN, L., KOT, A. “A novel hybrid classifier for recognition and handwritten numerals” *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. 2000, vol. 4, p. 2709-2714.
- [8] ZHANG, P., KUMAR, K., VERMA, B. “A Hybrid Classifier for Mass Classification with Different Kinds of Features in Mammography” *Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. 2005, vol. 3614, p. 316-319.

## **Conclusiones**

7

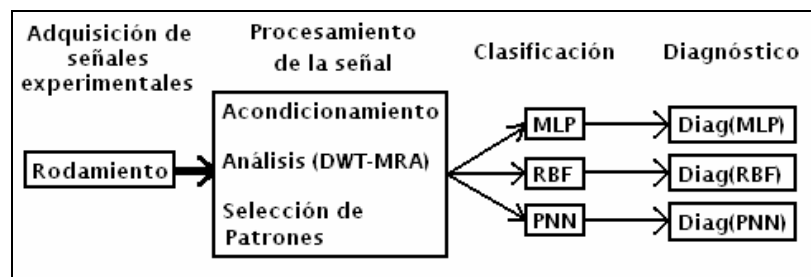
## Capítulo 7. CONCLUSIONES

A partir de los desarrollos y resultados experimentales realizados en la presente Tesis Doctoral, finalmente, puede concluirse que:

1.- Se ha obtenido un sistema de señales experimentales representativo de cada condición en estudio, las cuales son: (i) Rodamientos Normales, (ii) Rodamientos con defecto en Pista Interna, (iii) Rodamientos con defecto en su Bola y (iv) Rodamientos con defecto en Pista Externa.

2.- Se ha demostrado que el procesamiento de señales por medio de la DWT-MRA ofrece rasgos muy relevantes de la señal en estudio, logrando concentrar en pocos coeficientes la información relativa a la condición de cada rodamiento dado, y que luego logra ser clasificado con distintos tipos de red neuronal con altos porcentajes de eficiencia, superiores a los alcanzados por otros trabajos en el mismo campo.

3.- Se han cumplido positivamente los objetivos planteados en la presente Tesis Doctoral, que se basa en el desarrollo de nuevas metodologías de tipo no invasiva para la diagnosis de defectos incipientes en rodamientos de bola. En este sentido, a lo largo del contenido de esta Tesis Doctoral se han generado tres métodos diferentes de diagnosis, esquematizados en la figura 7.1, basados principalmente en técnicas avanzadas de análisis espectral de señales vibratorias, por medio de la Transformada Wavelet Discreta, y de su clasificación posterior con redes neuronales artificiales. De manera general, estas metodologías se ven afectadas por la complejidad de la red, la cantidad de patrones de entrenamiento y la velocidad de giro del rodamiento durante la adquisición de la medida.



**Figura 7.1** Esquema general de metodologías de diagnosis de defectos basadas en redes neuronales individuales

3.a.- La metodología basada en la clasificación y diagnóstico por **redes de tipo MLP**, obtiene su mejor tasa de clasificación (85.71%) con señales adquiridas a 600 RPM, en redes con alta complejidad (30 neuronas en la capa oculta), y con mayor número de patrones de entrenamiento (grupo G3). Para esa misma red, se obtiene un 100% de tasa de clasificación para Rodamientos Normales, un 61.22% para Rodamientos con defecto en su Pista Interna, 100% para Rodamientos con defecto en su Bola, y 81.63% para Rodamientos con defecto en su pista Externa. Para las redes tipo MLP, los parámetros de tasa de aprendizaje ( $\alpha$ ) y coeficiente de momento ( $\eta$ ), no afectan la eficiencia de la red a partir de un valor de 0.05 y 0.03, mientras que si afectan la rapidez del entrenamiento.

3.b.- La metodología basada en la clasificación y diagnóstico por **redes de tipo RBF**, obtiene su mejor tasa de clasificación (84.18%) con señales adquiridas a 600 RPM, en redes con alta complejidad (100 neuronas en la capa oculta), y con mayor número de patrones de entrenamiento (grupo G3). Para esa misma red, se obtiene un 100% de tasa de clasificación para Rodamientos Normales, un 36.73% para Rodamientos con defecto en su Pista Interna, 100% para Rodamientos con defecto en su Bola, y 100% para Rodamientos con defecto en su pista Externa. Para las redes tipo RBF, el parámetro de anchura de base radial ( $d$ ) resulta crítico para una clasificación satisfactoria, y tiene que ser obtenido un valor óptimo antes de comenzar cualquier tarea de clasificación. Para esta metodología basada en redes RBF, se han tomado valores de  $d$  entre [0, 3], para los cuales han sido obtenidos valores óptimos dentro del rango [0.22, 0.74], para el conjunto total de redes RBF desarrolladas e implementadas. La principal ventaja de las redes RBF con respecto a las redes MLP, radica en su menor tiempo de entrenamiento

3.c.- La metodología basada en la clasificación y diagnóstico por **redes de tipo PNN**, obtiene su mejor tasa de clasificación (88.78%) con señales adquiridas a 600 RPM, en redes con alta complejidad (3920 neuronas en la capa oculta), y con mayor número de patrones de entrenamiento (grupo G3). Para esa misma red, se obtiene un 100% de tasa de clasificación para Rodamientos Normales, un 81.63% para Rodamientos con defecto en su Pista Interna, 81.63% para Rodamientos con defecto en su Bola, y 91.84% para Rodamientos con defecto en su pista Externa. Al igual que con las redes tipo RBF, para una clasificación satisfactoria con redes tipo PNN, el parámetro de anchura de base radial ( $d$ ) también resulta crítico. Para esta metodología basada en redes PNN, se han tomado valores de  $d$  entre [0, 1], para los cuales han sido obtenidos valores óptimos dentro del rango [0.01, 0.08], para el conjunto total de redes PNN desarrolladas e implementadas.

3.d.- Los niveles de profundidad y desarrollo presentados en 3.a, 3.b y 3.c no han sido presentados en ningún trabajo elaborado por otro autor. Adicionalmente, en trabajos similares con defectos incipientes [2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 11, 13, 14, 15], tampoco se han alcanzado porcentajes de éxito tan elevados. Estos resultados se apoyan en la diversidad de clasificadores evaluados y su optimización, a través del análisis experimental.

3.e.- La metodología de clasificación absoluta propuesta en la Tesis Doctoral permite que la efectividad se mida en rodamientos clasificados correctamente, y no en señales de medida clasificadas. Este esquema valora mucho más la repetición del diagnóstico y permite evaluar continuamente el estado dinámico del sistema, percibiendo el cambio de un estado “sin defecto” a otro defectuoso, con suficiente antelación.

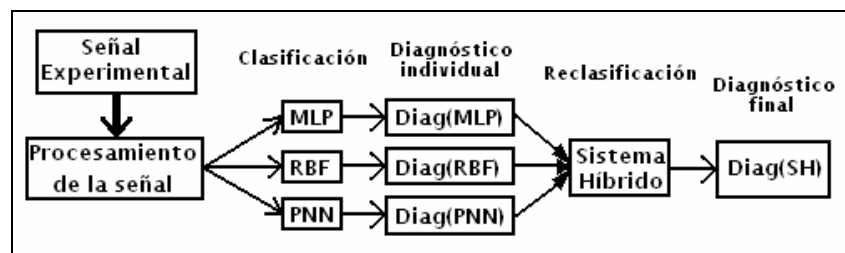
3.f.- En líneas generales, la complejidad de la red neuronal mejora el proceso de clasificación, en todas las redes estudiadas. Algunas redes son capaces de producir alguna particularidad, pero a nivel global, las redes presentan un mejor comportamiento a mayor complejidad de su estructura.

3.g.- Las señales adquiridas a una velocidad de giro de 600 RPM presentan un mejor comportamiento en el proceso de clasificación que las adquiridas a 1200 y 1800 RPM. Esto se explica debido a que a bajas velocidades de rotación es mucho más estable la señal de vibración.



3.h.- Para las redes de tipo MLP y RBF, el defecto en pista interna del rodamiento es difícilmente detectable a bajas revoluciones, mientras que a altas revoluciones se dificulta la clasificación de defectos en pista externa. Las redes RBF presentan un problema adicional, debido a que a una velocidad de 1200 RPM es prácticamente imposible detectar un defecto en bola. A bajas revoluciones (600 RPM), la señal correspondiente a los rodamientos con defecto en pista externa, presenta una mayor amplitud de vibración que la señal correspondiente a los rodamientos con defecto en pista interna. Sin embargo a altas revoluciones (1800 RPM) ocurre el proceso contrario, siendo la señal correspondiente a los rodamientos con defecto en pista interna la que presenta una mayor amplitud. Esto hace que el defecto en pista interna sea notorio a altas revoluciones, y que el defecto en pista externa lo sea a bajas revoluciones, como muestran las figuras 6.2, 6.3 y 6.4, lo que hace que la red neuronal se comporte en consecuencia, clasificando con mayor eficiencia la condición mas notoria: de defecto en pista interna a altas revoluciones, y defecto en pista externa, a bajas revoluciones.

4.- Se ha cumplido positivamente el objetivo planteado en la presente Tesis Doctoral, que se basa en el desarrollo y aplicación de un Sistema Clasificador Híbrido, como alternativa a los métodos de diagnosis de defectos basados en redes neuronales sencillas. En este sentido, a lo largo del contenido de esta Tesis Doctoral se ha generado un sistema que involucra a los tres tipos de redes estudiadas (MLP, RBF y PNN), en una metodología ilustrada por la figura 7.2.



**Figura 7.2** Esquema general de la metodología de diagnosis de defectos basada en sistemas híbridos de clasificación

4.a.- La metodología de diagnosis basada en sistemas clasificadores híbridos obtiene su mejor tasa de clasificación (91.33%) con señales adquiridas a 600 RPM, y con mayor número de patrones de entrenamiento (grupo G3). Para esa misma red, se obtiene un 100% de tasa de clasificación para Rodamientos Normales, un 65.3% para Rodamientos con defecto en su Pista Interna, 100% para Rodamientos con defecto en su Bola, y 100% para Rodamientos con defecto en su pista Externa. Esta metodología ofrece tasas de clasificación superiores a las proporcionadas por los sistemas de diagnosis basados en redes neuronales sencillas, a excepción de aquellas que trabajan con poca cantidad de datos, en las que las redes RBF son más eficientes. Cabe destacar que, los sistemas clasificadores híbridos alcanzan mayor eficiencia en cuanto más patrones de entrenamiento manejan las redes neuronales que lo componen.

## 7.1 Futuros desarrollos

Como futuros desarrollos o posibles líneas de investigación que se abren con esta Tesis Doctoral, se enumeran:

- ✓ La aplicación de estas nuevas metodologías a otras partes rotativas, para mejorar los índices de clasificación obtenidos en otros campos similares. Es conocido que se han realizado trabajos con la Transformada Wavelet para la extracción de patrones en otros sistemas mecánicos, como engranajes con defectos [9, 12], o ejes flexibles con fisuras [1]. Sería factible utilizar el Análisis Multiresolución para la obtención de los patrones de entrenamiento y utilizar alguno de los clasificadores propuestos.
- ✓ La optimización del proceso de selección de patrones a través de otros niveles de descomposición en el Análisis Wavelet, ó de un algoritmo de automatización para la selección de coeficientes que resulten más óptimos en la posterior clasificación. Adicionalmente, se pueden plantear otros métodos que consigan disminuir el ruido de la señal antes de su entrada en la red neuronal.
- ✓ La utilización de otros métodos de clasificación para el proceso de diagnosis, como los Algoritmos Genéticos (GA), los Mapas Autoorganizados (SOM) ó las Redes de Lógica Borrosa (FLN). Las redes neuronales utilizadas en la presente Tesis Doctoral han arrojado buenos resultados, sin embargo son una pequeña parte del total de sistemas de clasificación disponibles, por lo que otras técnicas deben ser estudiadas, tanto para las metodologías que implican una red neuronal individual, como para aquellas que alimentan a un Sistema Híbrido de clasificación.
- ✓ La integración de la metodología general propuesta, en una plataforma software que, mediante una interfaz gráfica permita su utilización en tiempo real a un operario no experto en técnicas avanzadas de diagnosis de defectos. Actualmente, esta integración se está realizando en el Departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad Carlos III de Madrid, aunque su finalización se espera para el año 2009.
- ✓ La evaluación de las metodologías propuestas con diferentes grados de defecto en los rodamientos. Aunque se han tomado unas dimensiones definidas para los defectos en pista interna (espesor de grieta= 2 mm) y pista externa (espesor de grieta=5 mm), es posible incorporar nuevos rodamientos con diferente grado de defecto.
- ✓ Es posible determinar una velocidad óptima de clasificación. A través de análisis experimentales, se puede evaluar la metodología propuesta con velocidades de giro en un rango de valores más amplio que el tomado para el caso de la presente Tesis Doctoral. Esta velocidad óptima de giro del rodamiento, puede ser aplicada al diseñar una metodología de diagnosis para un sistema mecánico en particular.

## Referencias

---

- [1] ADEWUSI, S.A., AL-BEDDOOR, B.O. “Wavelet analysis of vibration signals of an overhang rotor with a propagating transverse crack”. *Journal of sound and vibration*. 2001, p. 779-793.
- [2] ALTMANN, J., MATHEW, J. “Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnostic”. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, vol 15, p. 963-977.
- [3] CHOW, M. “Methodologies of using neural networks and fuzzy logic technologies for motor incipient fault detection”. World Scientific. ISBN 9810232659. Singapore, 1997.
- [4] LI, B., CHOW, M. Y., TIPSUWAN, Y., HUNG, J.C. “Neural-network based motor rolling bearing fault diagnosis” *IEEE transactions on industrial electronics*. 2000, vol. 47, p. 1060-1069.
- [5] LOPARO, K. “Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference”. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2004, vol 18, p. 1077-1095.
- [6] RUBINI, R., MENEGHETTI U. “Application of the envelope and Wavelet transform analysis for the diagnosis of incipient faults in ball bearings”. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, Vol 15, p. 287-302.
- [7] SAMANTA, B., AL-BALUSHI, R. “Artificial Neural Network Based Fault Diagnostic of Rolling Element Bearings using Time-Domain Features” *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2003, vol. 17, p. 317-328.
- [8] SAMANTA, B., AL-BALUSHI, R. “Bearing Fault Detection Using Artificial Neural networks and Genetic Algorithm” *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. 2004, vol. 3, p. 366-377.
- [9] STASZEWSKI, W., TOMLINSON, G. “Application of the Wavelet Transform to fault detection in a spur gear”. *Mechanical System and Signal Processing*. 1994. Vol. 8, p. 289-307.
- [10] SUN, Q., TANG, Y. “Singularity analysis using Continuous Wavelet Transform for bearing fault diagnosis”. *Mechanical System and Signal Processing*. 2002. Vol. 16, p. 1025-1041.
- [11] TSE, P.W., PENG, Y.H., YAM, R. “Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis”. *Journal of vibration and acoustic*. 2001, p. 303-310.

[12] WANG, W., ISMAIL, F. GOLNARAGH, M. “Assessment of gear damage monitoring techniques using vibration measurements”. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2001, vol 15, p. 905-922.

[13] WANG, L., HOPE, A. “Bearing Fault Diagnosis using Multi-Layer Neural Networks” *Non Destructive Testing and Condition Monitoring*. 2004, vol. 46, p. 451-455.

[14] YANG, D, STRONACH, A, MACCONNEL, P. “The application of Advanced Signal Processing Techniques to Induction Motor Bearing Condition Diagnosis”. *Meccanica*. 2003, vol. 38, p. 297-308.

[15] ZHANG, J., HUANG, Z. “Kernel Fisher Discriminant Analysis for Bearing Fault Diagnosis” *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. 18-21 Agosto 2005, Guangzhou, China.